

PROYECTO FINAL DE CARRERA

Estudio teórico-experimental de señales electro-acústicas: aplicación a materiales de obras civiles

Autor: Marc Jornet Mallafré

Director: Josep Maria Torrents Dolz

Julio de 2016



Agradecimientos

A Josep Maria Torrents, por su constante entrega, motivación y apoyo en el desarrollo de todo el proyecto.

A Antonio Ramos de Torres, por su amplia visión y conocimientos sobre procesado de señal, que han aportado un enfoque y realización del proyecto mucho más extensa y descriptiva.

Resum

L'objectiu d'aquest projecte es l'anàlisi i tractament d'un senyal electroacústic per a la identificació dels possibles estats de conservació de diferents materials utilitzats comunament en l'enginyeria civil. A partir d'un conjunt de mostres proporcionades per l'Escola d'Enginyeria de Camins, es pretén automatitzar un procés d'anàlisi de l'estat dels materials utilitzant els coneixements de tractament del senyal en l'espai temporal i freqüencial. Posteriorment, després de realitzar un preprocesament dels senyals i modelar-los, es proposen dos tècniques d'anàlisi multivariant amb la finalitat d'utilitzar-les en l'extracció i catalogació automàtica de les característiques espectral de futurs estats de materials desconeguts.

Resumen

El objetivo de este trabajo es el análisis y tratamiento de una señal electro-acústica para la identificación de los posibles estados de conservación de distintos materiales utilizados en la ingeniería civil. A partir de un conjunto de muestras proporcionadas por la Escuela de Ingeniería de la Caminos se pretende automatizar un proceso de análisis del estado de los materiales, utilizando los conocimientos de tratado de la señal en el espacio temporal y frecuencial. Tras realizar un preprocesado de las señales y modelizarlas se proponen dos técnicas de análisis multivariante con el fin de utilizarlas en la extracción y catalogación automática de las características espectrales de futuros estados de materiales desconocidos.

Abstract

The aim of this project is the analysis and treatment of an electro-acoustic signal to identify many possible states of conservation for different materials used in civil engineering. From a set of samples provided by the School of Civil Engineering, our objective is to automate the process of analyzing the state of the materials, by using our knowledge on frequency and time signal processing. Starting by the preprocessing of that signals and by modeling them, two techniques of multivariating analysis are proposed in order to use the automatic extraction and sorting out the spectral characteristics of future states of unknown materials.

Índice

1. Introducción	1
1. 1. Motivación.....	1
1. 2. Objetivos	2
1. 3. Estructura de la memoria.....	2
2. Sistema de monitorización acústica.....	4
2. 1. Descripción del sistema experimental	4
2. 2. Fundamentos teóricos: modelización del sistema	5
2. 3. Descripción de los materiales analizados	6
3. Tratamiento de las señales en el dominio temporal.....	7
3. 1. Preprocesado de los audios.....	8
3. 2. Detección y aislamiento de cada rebote.....	10
3. 3. Correlación entre rebotes y densidad espectral	14
3. 4. Resultados experimentales	17
4. Análisis espectral.....	19
4. 1. Análisis de Componentes Principales (PCA).....	20
4. 2. Factorización de matrices no negativas (NNMF).....	26
5. Conclusiones y líneas futuras	40
6. Referencias	42

1. Introducción

A lo largo de la historia de la ingeniería civil aplicada al diseño y creación de obras se ha empleado una gran variedad de técnicas multidisciplinares con la finalidad de obtener obras que presenten las mejores prestaciones en cuanto una serie de parámetros de calidad.

Sin embargo, la definición de los criterios de calidad ha sido variante con el paso del tiempo y el avance de la ciencia. Las técnicas de diseño de estructuras han evolucionado hacia otras más modernas e importantes avances en materiales con mejores prestaciones son descubiertos cada día. Dado que por lo general una obra civil se diseña para que sea útil durante un largo periodo de tiempo (décadas, siglos e, incluso, milenios) y no es habitual ni práctico readaptar continuamente las obras civiles a los nuevos paradigmas de la ingeniería civil y de materiales, es entonces cuando surge la necesidad de evaluar el estado de obras civiles. Se introduce, de forma natural, otra rama del conocimiento en el conjunto de técnicas multidisciplinares relacionadas con la ingeniería civil: la ingeniería de telecomunicación, cuya finalidad es dotar de herramientas no invasivas y no destructivas al analista que evalúa el estado de las obras civiles.

En el actual proyecto final de carrera se desarrollará una metodología basada en el estudio de señales procedentes de ondas acústicas, se describirá el sistema experimental y se presentarán resultados.

1. 1. Motivación

El análisis de obras artísticas tanto haciendo referencia a pintura, escultura o edificación, ha sido, desde el estudio del procesado de señal, uno de los aspectos más atractivos a lo largo de los estudios cursados en Telecomunicaciones. En la escuela de Caminos se encontraron con la problemática de tener un dataset de audios muy grande a analizar, provocando esto la necesidad de automatizar un sistema para el análisis y catalogación de materiales desconocidos de una forma simple y ágil. En este proyecto se proporcionará un sistema de análisis de las distintas señales electro-acústicas para poder solventar esta problemática en el dominio temporal y frecuencial.

1. 2. Objetivos

En el presente trabajo se persigue profundizar en los siguientes aspectos fundamentales:

- Exponer una metodología no invasiva y no destructiva para la evaluación de materiales de obras civiles basada en el tratamiento de ondas sonoras.
- Describir cada una de las partes principales del equipamiento experimental.
- Modelar matemáticamente las diferentes señales electro-acústicas implicadas en los diferentes subsistemas.
- Realizar un pre-procesado de las señales obtenidas experimentalmente con el fin de eliminar parte del ruido presente y mejorar la calidad de la señal.
- Estudiar el comportamiento de las señales tanto en el dominio temporal como en el frecuencial.
- Definir un conjunto de características que puedan ser empleadas para la catalogación de materiales de obras civiles cuyos estados de conservación sean desconocidos.

1. 3. Estructura de la memoria

El presente documento técnico está estructurado como se describe a continuación:

- Capítulo 1. Introducción: En esta parte de la memoria se realiza una explicación de los motivos que llevaron al autor a desarrollar el presente proyecto final de carrera así como los principales objetivos a alcanzar.

- Capítulo 2. Sistema de monitorización acústica: Se presentan aspectos relacionados con el instrumental empleado para la adquisición de las señales acústicas así como un modelo teórico descriptivo de los diferentes subsistemas involucrados en el desarrollo del trabajo. Además se hace una descripción de los materiales analizados.
- Capítulo 3. Tratamiento de las señales en el dominio temporal: Se exponen fundamentos básicos de una metodología que consiste en realizar un pre-procesado de las señales en el dominio temporal para la eliminación de ruidos de fondo y detección ‘cuasi’ automática de algunas propiedades presentes en dichas señales.
- Capítulo 4. Análisis espectral: Se describen herramientas estadísticas multivariante aplicadas al análisis espectral de señales acústicas.
- Capítulo 5. Conclusiones y líneas futuras: Se muestran las conclusiones extraídas y se proponen futuras líneas de investigación.

2. Sistema de monitorización acústica

La investigación del estado de los materiales que componen una obra es crucial. En este sentido, existen diversos procedimientos para obtener la información deseada. Una posible clasificación de dichos procedimientos puede ser en base a la (no) destructividad o (no) invasividad de la técnica de monitorización.

Una técnica invasiva es aquella que requiere la extracción de una muestra del material que se desea analizar. Por otra parte, una técnica destructiva es una técnica que modifica la realidad físico-química de la muestra analizada, dando lugar, por lo tanto, a experimentos no repetibles.

Uno de los principales objetivos del presente proyecto es estudiar las prestaciones de un sistema de monitorización y evaluación no invasivo y no destructivo de obras civiles. Para ello, se empleará una técnica basada en el estudio de las ondas sonoras emitidas por un material al ser perturbado por una excitación mecánica extrínseca de muy baja potencia.

2. 1. Descripción del sistema experimental

El sistema de monitorización acústica empleado consiste en un sencillo montaje compuesto de una fuente de excitación mecánica, el material que se desea analizar, un transductor acústico-eléctrico (micrófono) y un dispositivo que digitalice y almacene la señal eléctrica procedente del micrófono. En la figura 2.1 se puede observar un diagrama del sistema completo.

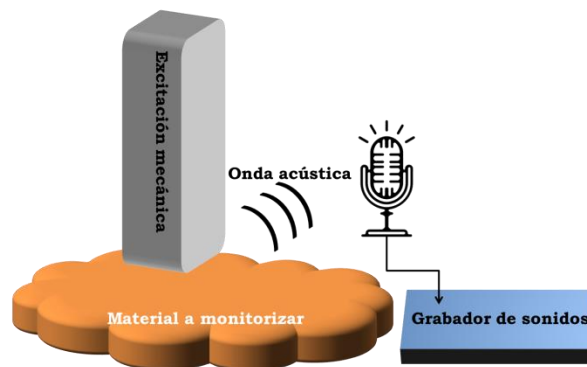


Figura 2.1: Diagrama del sistema de monitorización.

En este trabajo, se ha empleado como fuente de excitación mecánica una pequeña esfera homogénea (maciza) que es guiada por un conducto cilíndrico. Por lo que respecta al sistema de grabación, se ha usado un grabador compacto que incluye el micrófono, el digitalizador y la memoria para almacenar los ficheros de audio. La frecuencia de muestreo del digitalizador es 44.1 kHz con 8 bits por muestra, es decir, con una tasa de información de 352.8 kbits/s.

2. 2. Fundamentos teóricos: modelización del sistema

Primero de todo es preciso modelar el comportamiento de los materiales ante una excitación mecánica externa. Un posible modelo consiste en suponer que el material se comporta como un sistema lineal e invariante. Todo sistema lineal e invariante puede ser caracterizado por medio de una función matemática que se denomina respuesta impulsional, en adelante $h(t)$.

Por su parte, la excitación mecánica también debe ser modelada. Al tratarse de pequeños impulsos de energía mecánica con una duración temporal considerablemente corta (del orden de 1 ms), se pueden expresar matemáticamente como deltas de Dirac, en adelante $\delta(t)$.

Al tratarse de un sistema lineal e invariante, la señal generada a la salida del sistema para un impulso de energía unitaria, en adelante $x_i(t)$, será la convolución, en el dominio temporal, de la excitación y la respuesta impulsional. En términos matemáticos, la señal de salida se expresa como $x_i(t) = \delta(t) * h(t)$.

Cabe destacar que en general la excitación mecánica no se trata de un único impulso aislado, sino que suele ser un tren de pulsos. En el caso de emplear una fuente de excitación mecánica cuya energía total es la inicial, es decir no recibe energía externa durante la realización de un experimento, el espaciado entre los impulsos está determinado por la energía mecánica inicial y las pérdidas de energía producidas en cada impulso. En nuestro caso empleamos una ‘canica’ que es dejada caer libremente sobre un material en el cual la ‘canica rebota’ reiteradas veces sobre la superficie del material hasta que se disipa toda la energía mecánica inicial. La expresión del modelo de la señal detectada, $x(t)$, será:

$$x(t) = \sum_{i=0}^N [E_i \cdot \delta(t - t_i) * h(t)] \quad (1)$$

Donde N es el número total de rebotes hasta que se disipa toda la energía mecánica inicial, E_i es la energía del rebote i -ésimo y t_i es el instante del impacto i -ésimo de la ‘canica’ sobre el material analizado.

Si el espaciado temporal entre cada uno de los rebotes de la ‘canica’ sobre la superficie es superior a la duración de la respuesta impulsional del material, entonces no habrá solapamiento de las señales de salida correspondientes a cada uno de los rebotes. Destacar que el espaciado temporal entre rebotes va disminuyendo a medida que la ‘canica’ pierde energía. La figura 2.2 muestra el modelo de cada una de las partes implicadas en el proceso.

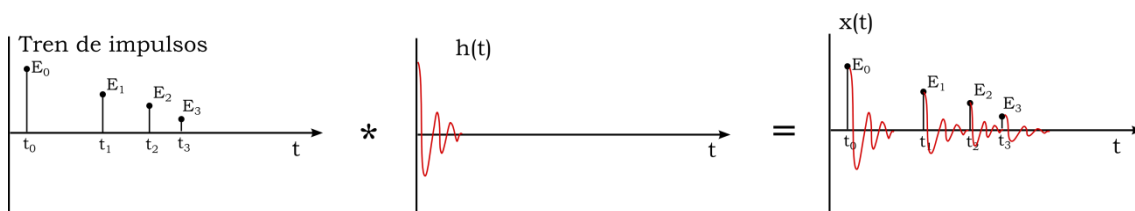


Figura 2.2: Ejemplo del modelo de señal.

2. 3. Descripción de los materiales analizados

Todos los ficheros de audio correspondientes a los diferentes experimentos que se muestran en el presente proyecto final de carrera han sido obtenidos por otros estudiantes de proyectos final de carrera previos a la realización de este trabajo.

Los materiales analizados corresponden a ‘trencadís’ con diferentes niveles de conservación. Algunos de estos materiales de prueba han sido expuestos a diferentes condiciones de secado y temperatura. Sin embargo, desafortunadamente la colección de ficheros de audios no estaba catalogada de una forma clara, así que el autor del presente trabajo desconoce ‘a priori’ a qué escenario corresponde cada fichero. En cualquier caso, el objetivo fundamental del presente trabajo de Ingeniería de Telecomunicación pretende estudiar las prestaciones de una herramienta analítica concreta, junto a un conjunto de técnicas de procesamiento de señal que permiten mejorar la señal de partida y obtener información de los audios. Por este motivo, el autor ha decidido emplear un subconjunto de ficheros suficientemente representativos.

3. Tratamiento de las señales en el dominio temporal

En la modelización realizada en el capítulo 2 se ha descrito el sistema en un escenario completamente determinista. Sin embargo, en la práctica coexisten una serie de factores cuyo comportamiento es aleatorio que perturban la señal detectada.

A continuación, se detallan una serie de causas que generan ruido aditivo a la medida:

- El instante de inicio de la grabación del sonido detectado por el micrófono es anterior al momento del primer rebote. Esto se debe a que no existe un subsistema de sincronización entre el momento de inicio de grabación y el instante exacto en el que la canica impacta sobre el material. Por lo tanto, el usuario del sistema experimental pone en marcha la grabación y a continuación realiza la medida. Todas las señales acústicas generadas por los movimientos físicos del usuario, así como otros posibles sonidos generados en el intervalo entre la puesta en marcha del grabador y el inicio de los rebotes quedan registrados.
- Como consecuencia de lo anterior, el momento exacto del primer rebote debe ser detectado para un correcto procesamiento de los datos.
- El intervalo temporal entre los sucesivos rebotes no es el mismo para todos los materiales analizados. En concreto, depende de la energía mecánica inicial del excitador (en este caso, la altura inicial de la canica) y de las pérdidas de energía producidas en cada rebote. Dichas pérdidas dependen de cada material. El resultado es que se deben detectar y aislar cada uno de los sucesivos rebotes.
- Los datos asociados a los rebotes de menor energía (es decir, cuando la canica ha rebotado varias veces y ha ido perdiendo energía) tienen muy poca calidad en términos de relación señal a ruido debido a que son muy poco energéticos.

- Adicionalmente, el grabador de sonidos (subconjunto formado por el micrófono y el digitalizador de la señal) tienen sus propios ruidos: ruido térmico de los componentes, ruido de cuantificación, etc...

A la vista de la presencia de los factores mencionados, a continuación, se exponen unas posibles soluciones con el fin de mejorar la calidad de la información de la señal detectada.

3. 1. Preprocesado de los audios

Primero de todo, un detalle importante a tener en cuenta es que el instante en el que se comienza a detectar señal útil y el instante en el que da inicio la grabación del audio no coincide. Además, el intervalo de tiempo que transcurre entre ambos instantes tampoco coincide. Entonces, se hace necesario un algoritmo que detecte el momento de inicio de la señal útil.

En el presente trabajo, se propone un algoritmo que se basa en una hipótesis: los rebotes son una señal acústica cuya duración temporal es mucho más corta en comparación al espaciado entre rebotes (una relación de duraciones del orden $\frac{1}{4}$). Adicionalmente, cualquier sonido previo al inicio de los rebotes habrá sido generado, principalmente, por seres humanos y, por lo tanto, tendrá componentes frecuenciales no superiores a 8-10 kHz, en concreto el tono fundamental de la voz humana estándar no es superior a 600 Hz y la mayor energía del espectro de la voz está confinado entre 0 y 2 kHz^[1].

Bajo tal hipótesis, si la señal detectada es filtrada por un filtro paso alto, quedará únicamente parte de la señal de interés correspondiente los diferentes rebotes.

En la figura 3.1 se ilustra una señal completa donde se observa que existe un primer segmento en el que hay sonidos que no corresponden a los rebotes (entre 0 y 4 segundos) y posteriormente se encuentran los rebotes (entre 4 y 6 segundos). En la figura 3.2 se muestran los primeros 10 rebotes del mismo ejemplo. La duración de la señal producida en el rebote, $h(t)$, es del orden de decenas de milisegundos y el intervalo temporal entre rebotes, $t_{i+1} - t_i$, es del orden de centenas de milisegundos (ver figura 3.3).

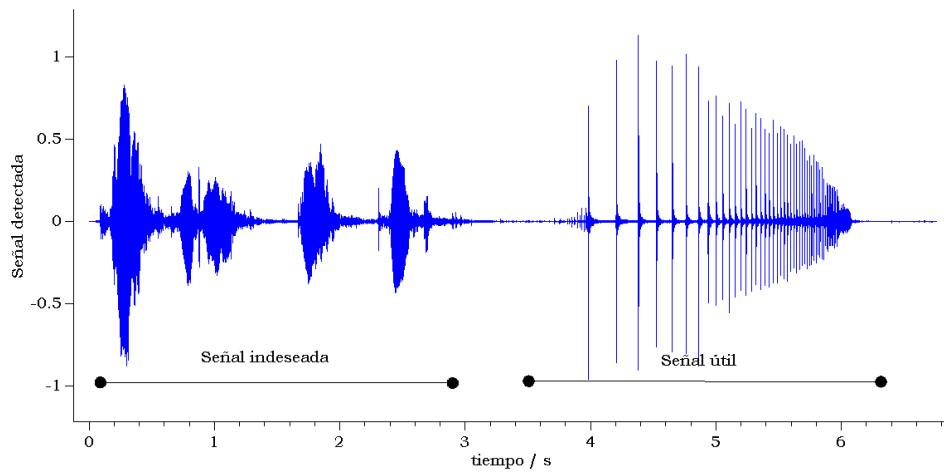


Figura 3.1: Señal detectada por el grabador de sonido.

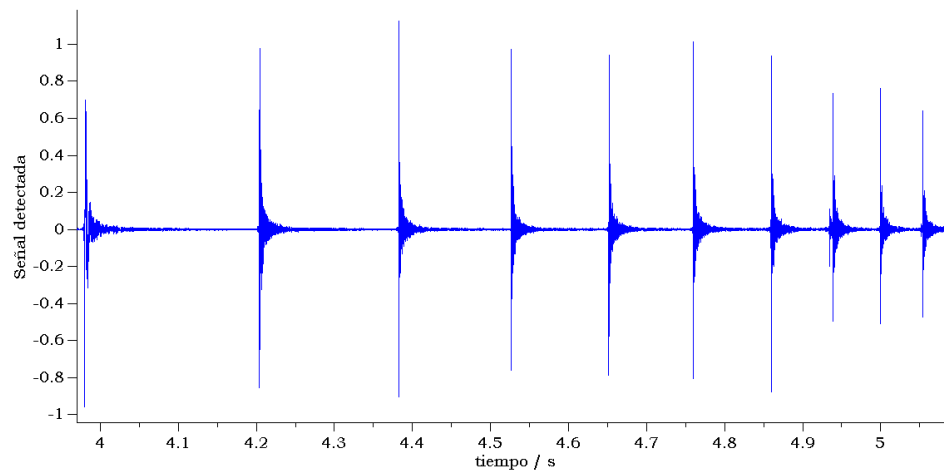


Figura 3.2: Señal de los primeros 10 rebotes en un mismo experimento.

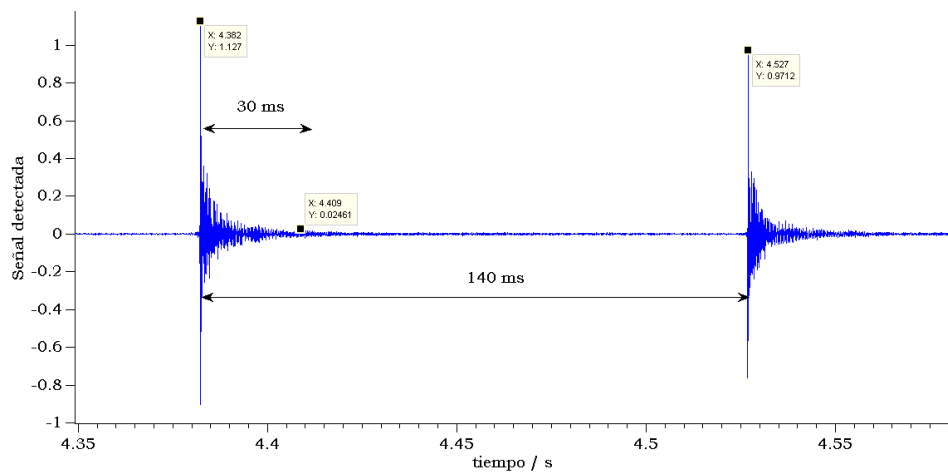


Figura 3.3: Señal de dos rebotes en un mismo experimento.

3. 2. Detección y aislamiento de cada rebote

El algoritmo para acondicionar la señal debe cumplir los siguientes requisitos:

- Detectar el instante exacto del comienzo del primer rebote.
- Detectar el instante exacto del comienzo de los sucesivos rebotes.
- Eliminar completamente el ruido previo a los rebotes procedente de otras señales acústicas no deseadas.
- Eliminar, en la medida de lo posible, el ruido aditivo presente en cada rebote.
- Identificar los rebotes que presentan una señal con información de suficiente calidad y descartar los demás. (Elección de los rebotes candidatos a ser procesados).
- Procurar que la señal final proporcionada por el algoritmo no haya sido perturbada a lo largo del proceso de detección de rebotes y elección de candidatos.

En la figura 3.4 se muestra un algoritmo que cumple estas condiciones de diseño. A continuación, se describe cada uno de los bloques implicados.

Algoritmo de preprocesado, detección y aislamiento de señal útil

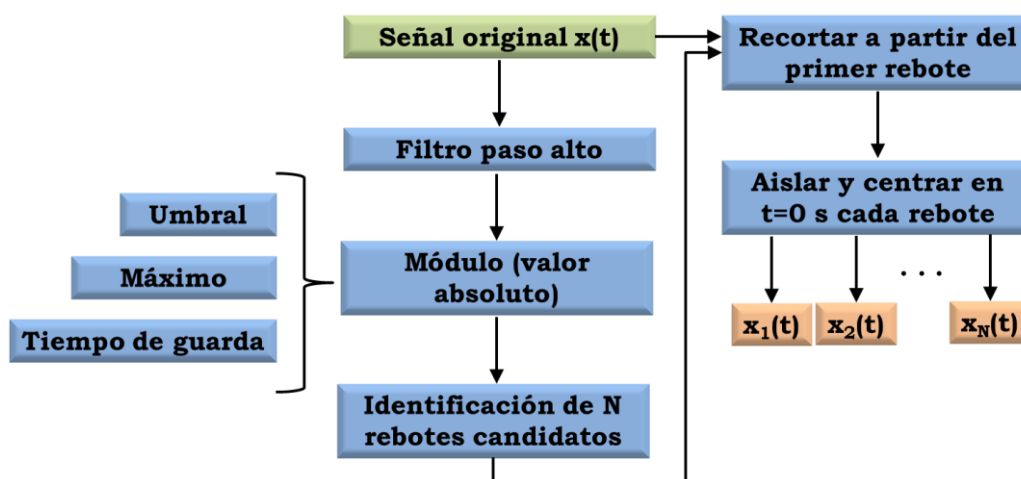


Figura 3.4: Diagrama de bloques del algoritmo de preprocesado.

Filtrado paso alto:

La señal grabada, $x(t)$, procedente de la realización del experimento es filtrada por un filtro paso alto, cuya respuesta impulsional es $h_{FPA}(t)$, con el fin de eliminar gran parte de la señal indeseada que está presente al principio de cada audio antes de la señal de los rebotes. Las condiciones de diseño del filtro paso alto son:

- Frecuencia de corte en torno a 1.8 kHz (ya que el espectro de la voz humana contiene la mayor parte de su energía confinada por debajo de esa frecuencia) [2].
- Frecuencia de paso en torno a 2 kHz (interesa tener una banda de transición, 200 Hz aproximadamente, lo más abrupta posible sin aumentar demasiado el orden del filtro).
- Atenuación de la banda eliminada de al menos 30 dB.
- Rizado máximo en la banda de paso de 1 dB.
- Longitud de la respuesta impulsional del filtro de al menos un orden de magnitud menos que el espaciado temporal entre rebotes. Es decir, longitud de $h_{FPA}(t)$ inferior a 5 ms.

Un filtro sencillo, estable y que cumple estas especificaciones es un filtro FIR (respuesta impulsional finita) del tipo “Equiripple-Chebyshev”, es decir, presenta un rizado constante a lo largo de la banda de paso y se ajusta a la plantilla en la banda atenuada. El resultado para esta plantilla de especificaciones es un filtro de orden 8.

Finalmente, el filtro digital se ha implementado en MATLAB y presenta las características de la figura 3.5. En la figura 3.6 se muestra un ejemplo de señal original y su versión filtrada. Se observa que la mayor parte de la señal no deseada ha sido eliminada por el filtro, quedando los picos impulsionales de cada rebote prácticamente inalterados. En cualquier caso, la información que se obtiene de la señal filtrada es únicamente la posición temporal de los rebotes.

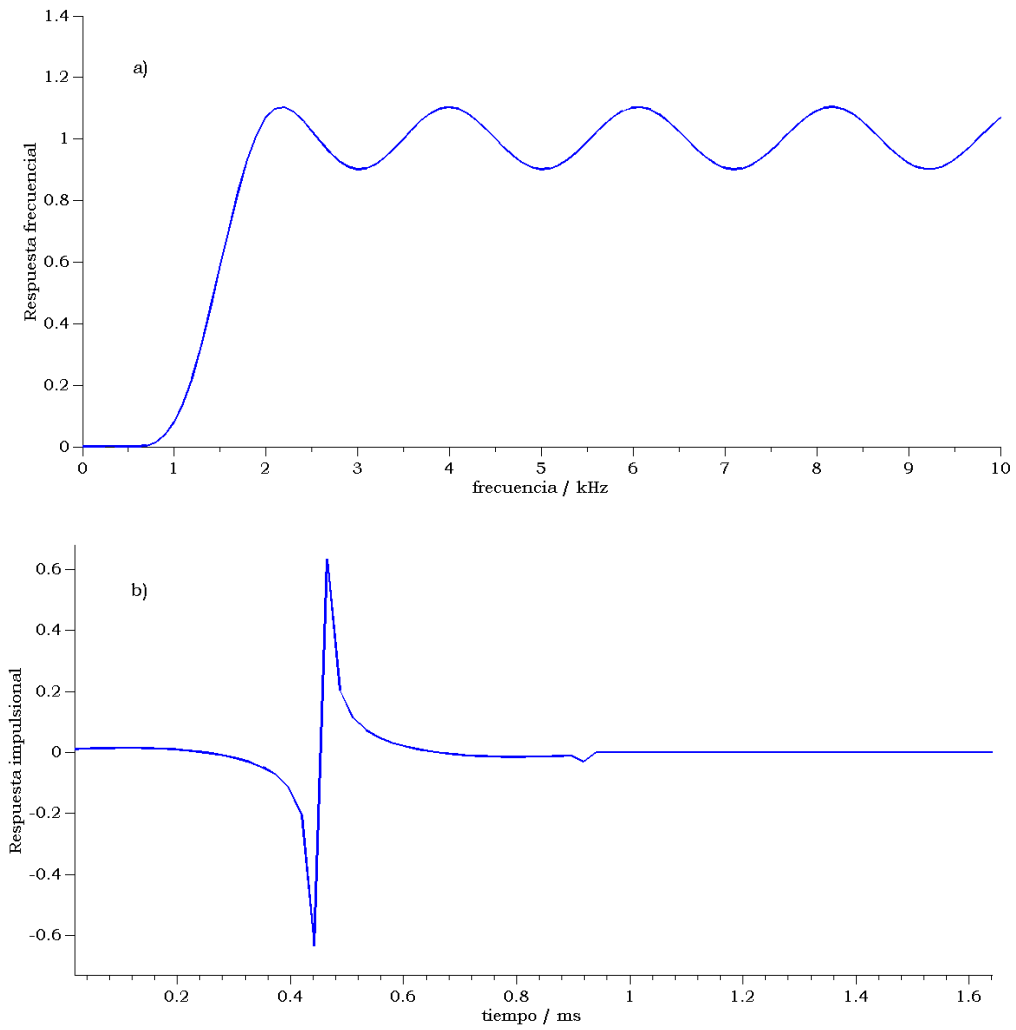


Figura 3.5: a) respuesta frecuencial $|H_{FPA}(f)|^2$ y b) respuesta impulsional $h_{FPA}(t)$ del filtro paso alto.

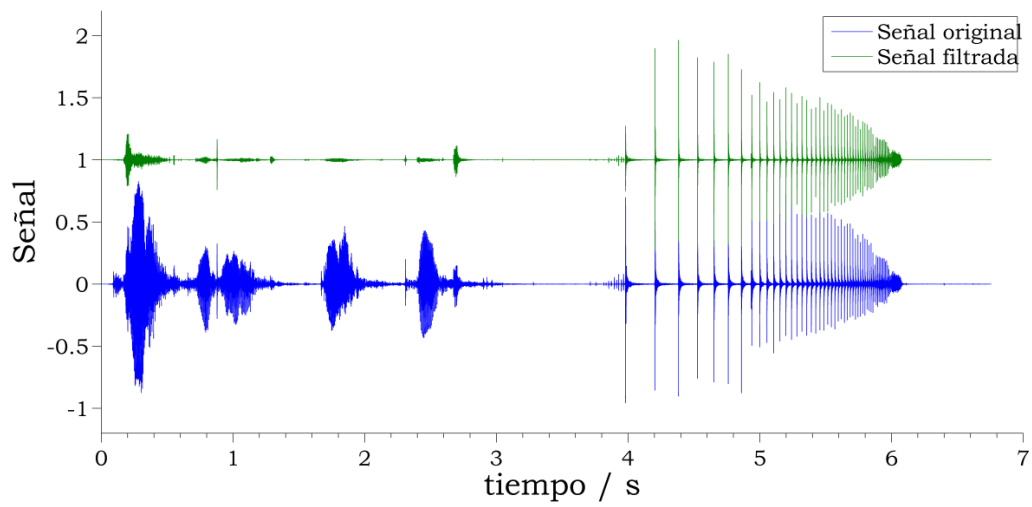


Figura 3.6: Ejemplo de una señal original (curva azul) y su correspondiente versión filtrada (curva verde) con el filtro diseñado.

Acondicionamiento de la señal, detección y aislamiento de cada rebote:

Una vez que se ha filtrado la señal original, se calcula el valor absoluto (módulo) de la señal filtrada y se busca la posición del máximo. Con ello se obtiene el instante en el que comienza el rebote más energético. A partir de ahí se establece un umbral por debajo del cual se descarta la señal procedente de rebotes de menor energía ya que presentan menor relación señal a ruido. También se establece un tiempo de guarda en el cual no puede haber dos picos de señal que cumplan las condiciones del umbral. Esto es lógico debido a que muestras cercanas a un pico de señal también cumplen las condiciones mencionadas, lo cual nos llevaría a una errónea detección de los rebotes. Tal y como se ha mostrado en la descripción del modelo de señal, la longitud de un rebote es del orden de 30 ms, por lo que este valor será tomado como tiempo de guarda. Recordar que el espaciado entre rebotes es del orden de 140 ms. Por otro lado, el umbral de potencia instantánea entorno a un pico de señal será de un 50%, es decir, se tomarán todos los rebotes que tengan al menos una potencia superior al 50% de la potencia del pico principal y se descartarán el resto. Se obtendrán de este modo N picos de señal correspondientes a N rebotes que cumplen las condiciones expuestas. Las condiciones impuestas, en términos matemáticos, son:

$$\langle T \rangle_i = t_i \pm \tau/2 \quad (2)$$

$$P_{ref} = \frac{\int_{\langle T \rangle_1} x(t)_1^2 dt}{\langle T \rangle_1} \quad (3)$$

$$P_i = \frac{\int_{\langle T \rangle_i} x(t)_i^2 dt}{\langle T \rangle_i} \quad (4)$$

$$\langle T \rangle_i \text{ candidato si } P_i \geq \alpha P_{ref} \quad (5)$$

Donde τ es el periodo de guarda, P_{ref} es la potencia de referencia correspondiente al primer rebote, P_i es la potencia del rebote i-ésimo y $\langle T \rangle_i$ es el intervalo entorno al cual se encuentra el rebote i-ésimo.

En la figura 3.7 se muestran los N=5 rebotes detectados y aislados de la señal original mostrada en la figura 3.6.

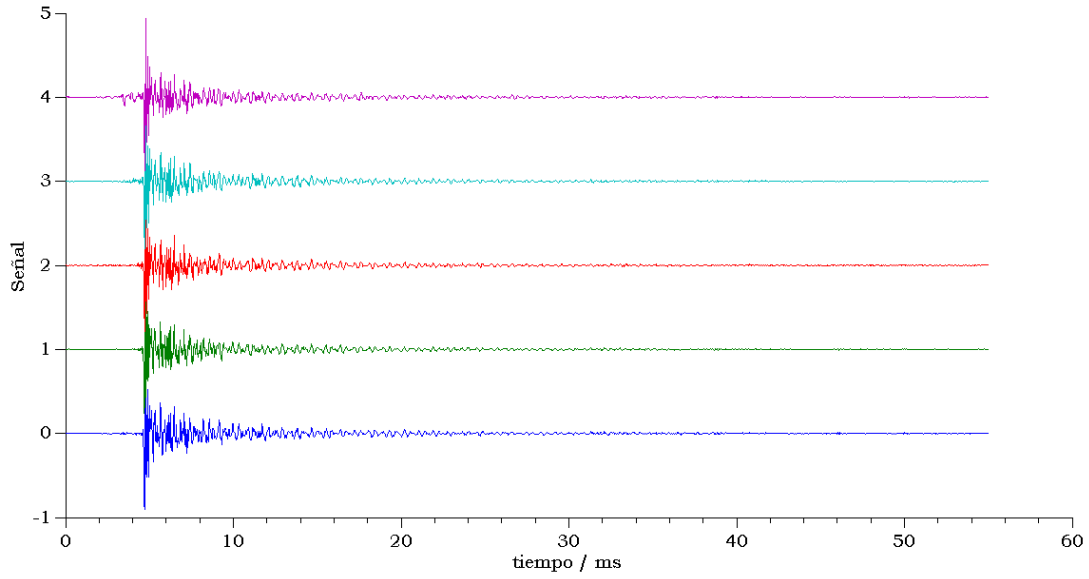


Figura 3.7: Ejemplo de los 5 rebotes detectados con el algoritmo propuesto en una señal de ejemplo. Las señales han sido desplazadas verticalmente para una mejor representación.

3. 3. Correlación entre rebotes y densidad espectral

El modelo propuesto de la señal detectada por el micrófono está compuesto por un conjunto de subseñales, $x_i(t)$, con $i=1\dots N$ siendo N el número de rebotes que realiza la canica sobre la superficie del material analizado. Tal y como se ha descrito, el conjunto de señales $x_i(t)$ son, a priori idénticas, salvo un factor de escala correspondiente a la energía de la canica en el momento del rebote (ver sección 2.2).

Por lo tanto la correlación cruzada, $R_{ik}(\tau)$, entre las señales i y k se define como^[3]

$$R_{ik}(\tau, t) = E[x_i(t + \tau) \cdot x_k(t)] \quad (6)$$

Como $x_i(t)$ es una versión desplazada y escalada de $x_k(t)$ entonces el proceso es pseudo-cicloestacionario^[4] y cumple las siguientes propiedades

$$R_{ik}(\tau, t) = \beta \cdot R_{ik}(\tau, t + T) \quad (7)$$

$$\mu_i(t) = E[x_i(t)] \quad (8)$$

$$\mu_i(t) = \beta \cdot \mu_k(t) \quad (9)$$

donde β es la relación entre las energías de la canica correspondientes a los rebotes i y k , finalmente $\mu_i(t)$ es la esperanza de la señal i -ésima (equivalente para la señal k -ésima).

El proceso se convierte en cicloestacionario^[3,4] si se normalizan todas las señales respecto a un factor $1/\beta$. Adicionalmente, si se centran todas las señales correspondientes a todos los rebotes en $t = 0$, entonces la correlación cruzada entre los rebotes pierde la dependencia con t , quedando únicamente dependiente de τ (ver figura 3.8).

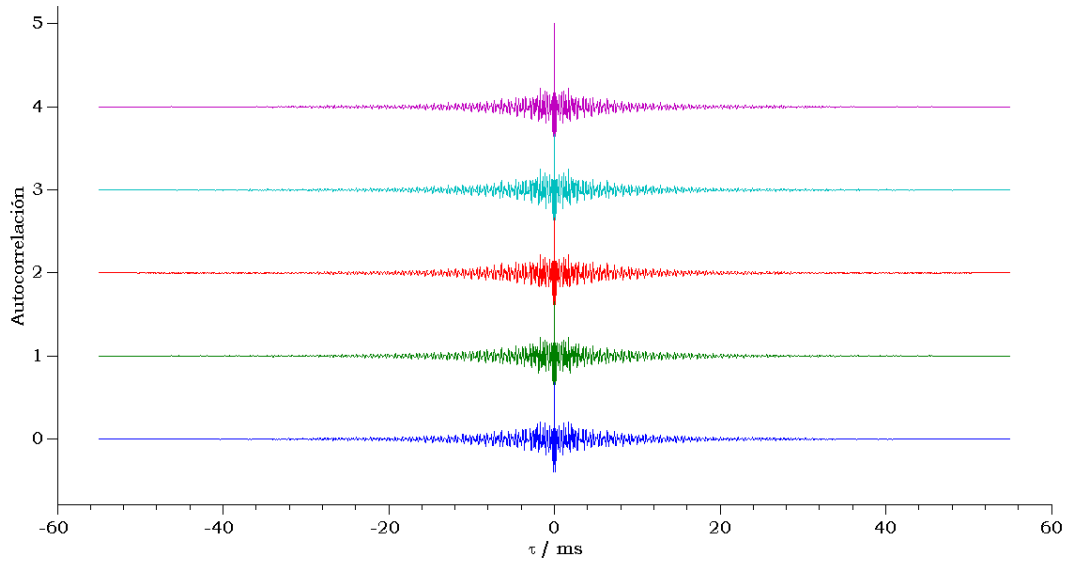


Figura 3.8: Ejemplo de las autocorrelaciones correspondientes a los 5 rebotes de la figura 3.7. Las curvas han sido desplazadas verticalmente para una mejor representación.

Por su parte, la densidad espectral, $S_i(f)$, de la señal i -ésima está definida como

$$S_i(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_{ii}(\tau) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (10)$$

En la figura 3.9 se muestran las densidades espectrales de las señales correspondientes a la figura 3.7.

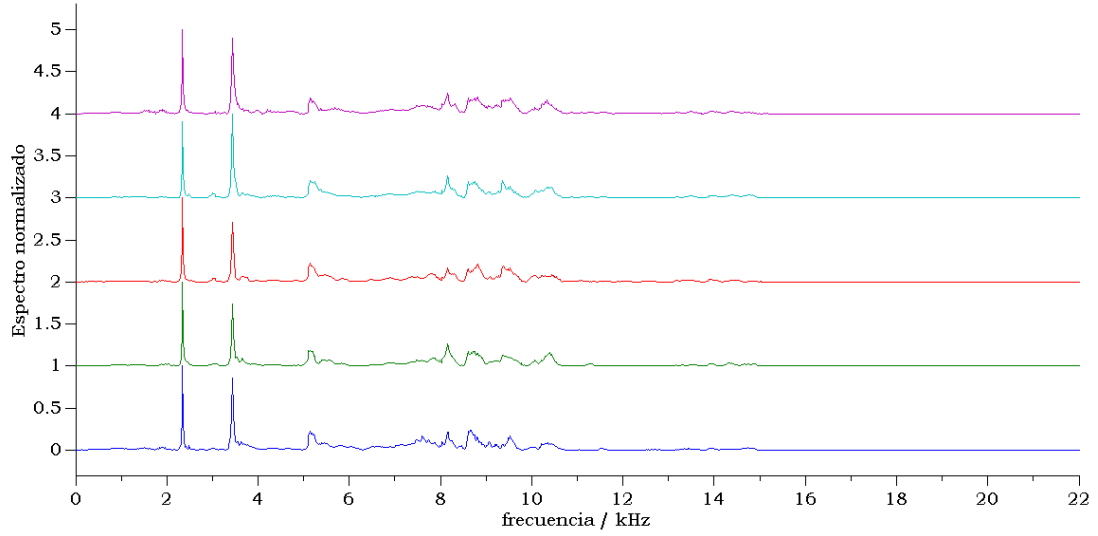


Figura 3.9: Ejemplo de las densidades espectrales correspondientes a los 5 rebotes de la figura 3.7. Los espectros han sido desplazados verticalmente para una mejor representación.

Destacar que las densidades obtenidas en el análisis espectral de cada rebote aportan la misma información. Por lo tanto, se comprueba que el modelo propuesto es válido y que las señales procedentes de los sucesivos rebotes en un mismo experimento son simplemente una versión desplazada en el tiempo y escalada del rebote fundamental. La única diferencia existente entre los diferentes rebotes es el ruido de fondo que capta el micrófono. Si en vez de analizar las señales, las autocorrelaciones o las densidades espectrales de cada rebote se realiza previamente un promediado de las N señales previamente, se obtendrá una única señal con la misma información útil pero con menor nivel de ruido. La señal promediada es

$$x_{promedio}(t) = \frac{\sum_{i=1}^N x_i(t)}{N} \quad (11)$$

En la figura 3.10 se muestra la versión promediada de las señales con su respectiva autocorrelación y densidad espectral.

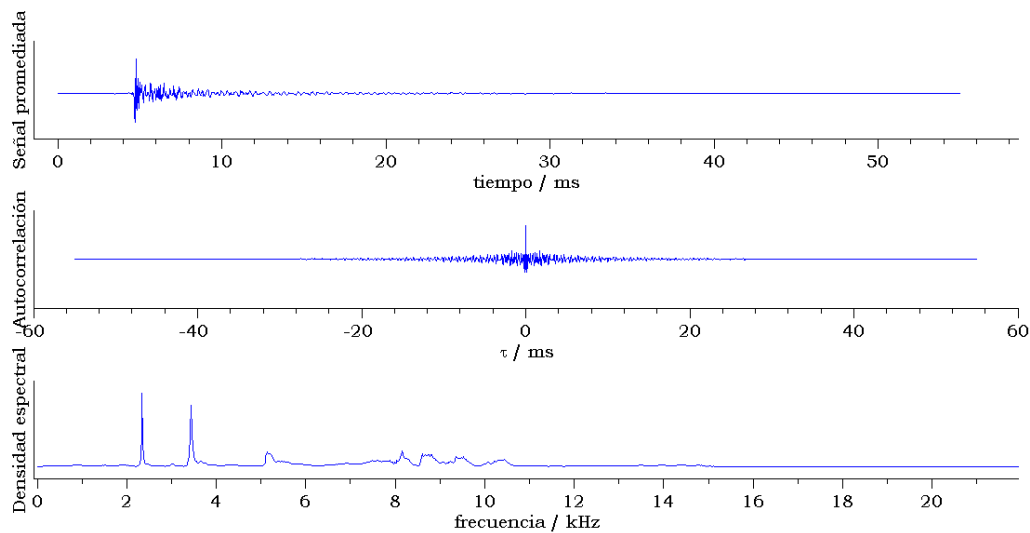


Figura 3.10: Señal de rebotes promediada con su correspondiente autocorrelación y densidad espectral.

3. 4. Resultados experimentales

La metodología se ha aplicado sobre cinco grabaciones correspondientes a materiales de obra civil con propiedades físicas diversas. En los apartados anteriores se ha demostrado que las señales en el dominio temporal de cada uno de los rebotes (en un mismo experimento) aportan exactamente la misma información ya que la señal de cada rebote está totalmente correlada con la señal de los otros rebotes, por lo tanto, el promedio de todos los rebotes proporciona una única señal con una mejor relación señal a ruido. A partir de esa señal promediada se obtiene la densidad espectral, que es la forma de representar en el dominio frecuencial. La densidad espectral permite extraer las componentes frecuenciales fundamentales de la señal por medio de los picos espectrales.

Las densidades espectrales de las cinco señales acústicas de correspondientes a los materiales de referencia estudiados se presentan en la figura 3.11.

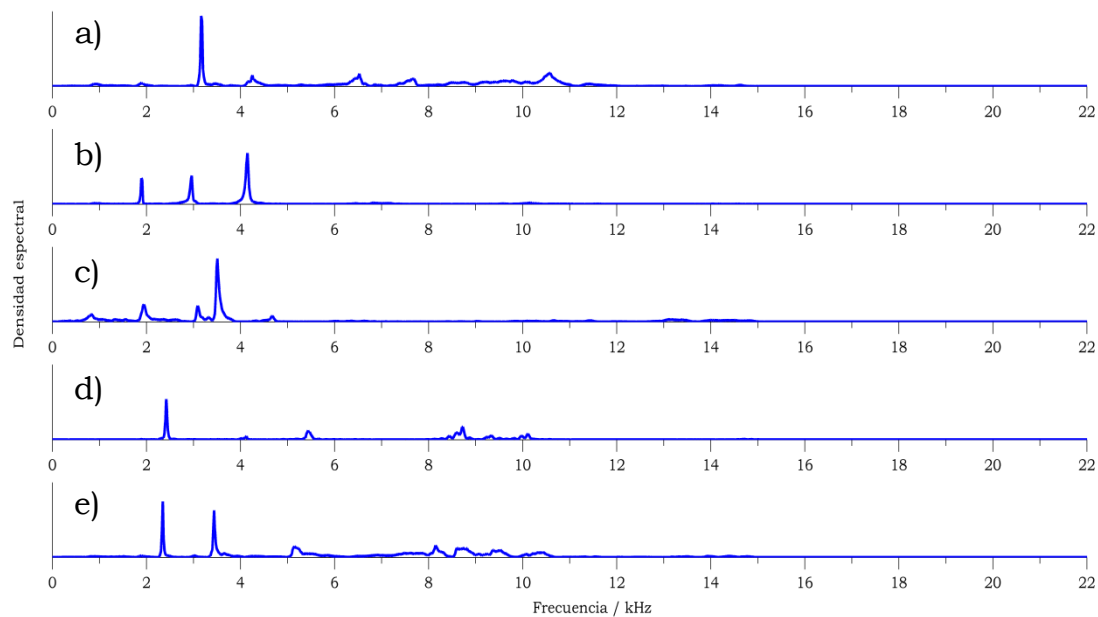


Figura 3.11: Densidades espectrales de las cinco señales investigadas.

Las curvas de densidades espectrales presentadas en la figura 3.11 presentan características claramente diferentes. El espectro de la primera señal (curva 3.11a) tiene un pico espectral centrado en 3.2 kHz y diversos picos en 4.3, 6.5, 7.7 y 10.5 kHz. El segundo espectro (curva 3.11b) tiene fundamentalmente tres picos espectrales muy pronunciados en 1.9, 2.9 y 4.2 kHz. El espectro correspondiente a la tercera señal analizada (curva 3.11c) presenta un pico fundamental en 3.6 kHz y algunos picos de menor intensidad a frecuencias más bajas. Por su parte, el cuarto espectro (curva 3.11d) tiene un único pico de intensidad relevante en 2.5 kHz y, finalmente, el quinto espectro (curva 3.11e) está formado por dos tonos en 2.3 y 3.5 kHz y algunas componentes espectrales de menor intensidad a frecuencias elevadas.

Destacar que, a la vista de los resultados, todas las señales acústicas investigadas presentan sus componentes espectrales fundamentales por encima de 2 kHz, lo cual justifica y demuestra el éxito de aplicar un filtro paso alto con frecuencia de corte en 1.8 kHz para aislar el sonido procedente de los rebotes de la canica del sonido procedente de la voz del usuario del sistema de grabación.

Nota: la frecuencia máxima del sistema de grabación es igual a la frecuencia de Nyquist, en este caso es 22.05 kHz.

4. Análisis espectral

En el tercer capítulo se ha desarrollado una metodología que permite automáticamente detectar, aislar y promediar en el dominio del tiempo las señales acústicas generadas por los sucesivos impulsos mecánicos del sistema de monitorización acústica. También se ha demostrado que existe una altísima correlación entre las señales obtenidas (señales de los rebotes sucesivos) en un mismo experimento, es decir, las obtenidas en un mismo material. Finalmente, se ha mostrado que una buena forma de representar la información es en el dominio espectral, ya que permite de una forma rápida y sencilla extraer las principales características espectrales de cada material de referencia, permitiendo de este modo poder catalogar los materiales de obra civil en función del espectro sonoro.

Una forma rudimentaria de comprobar si un material desconocido pertenece a una clase determinada es siguiendo los siguientes pasos. Primero, obtener las densidades espectrales de todos los materiales de interés y guardarlas como espectros de referencia. Y, segundo, obtener el espectro de un material incógnito y compararlo “visualmente” con los espectros de referencia. Este sencillo procedimiento puede resultar útil cuando el número de espectros de referencia (es decir, de posibles clases o categorías de materiales) es reducido. Sin embargo, cuando el número de clases (o patrones de referencia) aumenta, el proceso puede resultar tedioso e incluso conducir a ambigüedades fruto de la subjetividad introducida por el analista.

En el capítulo actual se presentan una serie de técnicas de análisis multivariante con el fin de utilizarlas en la extracción y catalogación automática de las características espectrales.

Las herramientas espectrales que se utilizarán han resultado ser de excelente utilidad en otros campos tales como el procesado de voz, reconocimiento de patrones en imágenes, separación ciega de fuentes (blind source separation) e incluso en técnicas quemométricas aplicadas a la espectroscopía molecular Raman, espectroscopía atómica y difracción de rayos X.

La quemométrica^[5,6] se aplica en la resolución de problemas de tipo descriptivo y predictivo en ciencias experimentales. En aplicaciones descriptivas, las propiedades del sistema estudiado son modeladas con el fin de aprender las relaciones subyacentes y la estructura del

sistema. En aplicaciones predictivas, las propiedades del sistema son modeladas para intentar predecir nuevas propiedades o comportamientos del funcionamiento del sistema. En ambos casos, los datasets son habitualmente muy grandes y altamente complejos, involucrando cientos o miles de variables a la vez que se observan cientos de realizaciones de dichas variables.

4. 1. Análisis de Componentes Principales (PCA)

El Análisis de Componentes Principales (PCA) es un algoritmo de la familia de herramientas de análisis estadístico multivariante^[7]. Generalmente, se conoce como un método de reducción de datos. Dado un conjunto de datos, esta técnica proporciona un nuevo espacio, conocido como el espacio de componentes principales (PC's) de dimensión inferior al espacio original. En el espacio reducido, los datos originales se representan de un modo tal que la información útil es realizada. La motivación principal de aplicar una herramienta de reducción dimensional consiste en obtener K variables a partir de N variables, siendo $K \ll N$, pero con información equivalente.

En el caso de las señales acústicas estudiadas, el espacio inicial consiste en un conjunto de P espectros de referencia obtenidos al evaluar un conjunto de P materiales de referencia con la metodología expuesta en el capítulo anterior. Dado que se trata de señales digitales, los espectros proceden de una transformada rápida de Fourier (FFT) con N puntos, siendo $N \gg P$.

El nuevo espacio de PC's es de dimensión $K=P-1$ y cumple con un criterio de reducción de dimensionalidad tal que se conserva el 100% de la varianza del espacio original. En este sentido, en el espacio de PC's los espectros originales son representados como puntos K-dimensionales.

Matemáticamente, se puede expresar de la siguiente manera:

$$\bar{X} = \begin{pmatrix} x_1(f_1) & \cdots & x_1(f_N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_P(f_1) & \cdots & x_P(f_N) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{x}_1 \\ \vdots \\ \bar{x}_P \end{pmatrix} \quad (12)$$

donde $x_i(f)$ es el espectro acústico correspondiente al material i-ésimo y \bar{x}_i es su equivalente expresión vectorial.

Tras realizar la reducción de dimensionalidad sobre la matriz $\bar{\bar{X}}$, el PCA proporciona una matriz de coeficientes tal que la proyección de un espectro sobre el nuevo espacio se realiza así:

$$\bar{s}_i = \left(\frac{\bar{x}_i - \bar{m}}{\sigma} \right) \cdot \bar{\bar{C}} \quad (13)$$

Siendo $\bar{\bar{C}}$ una matriz de transformación de dimensiones $N \times K$, \bar{s}_i la representación de \bar{x}_i en el espacio de PC's, \bar{m} y σ son las medias y desviaciones típicas de los datos originales entrada. Destacar que los elementos de cada vector \bar{s} se conocen como las puntuaciones (scores) en el espacio transformado de PC's.

Las PC's se ordenan en función del porcentaje de varianza que representan, siendo PC1 la componente que más varianza contiene y PCK la que menos. La mejor forma de representar en un plano la proyección de los datos sobre el espacio de PC's es dibujando las puntuaciones de PC1 vs PC2.

La aplicación de la técnica PCA al estudio de las cinco señales investigadas presenta las siguientes características:

P = 5. (espectros de referencia)

N = 1024. (puntos FFT)

K = 4. (dimensión del espacio de PC's)

En la figura 4.1 se muestra la representación en PC1 vs PC2 de los espectros de referencia mostrados en la figura 3.11.

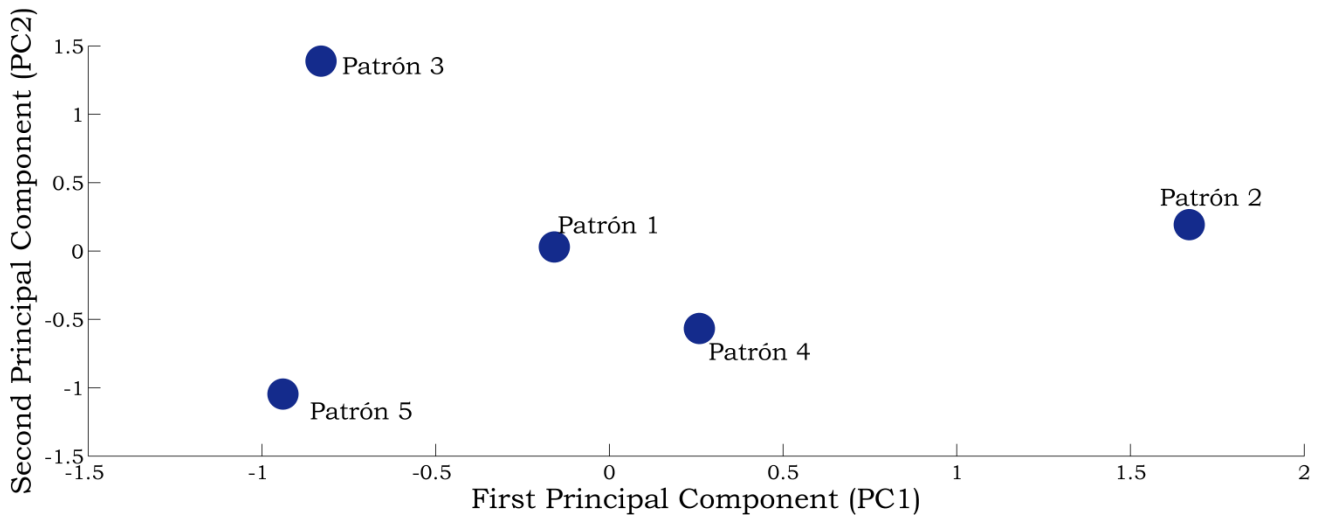


Figura 4.1. Representación en el espacio PC1 vs PC2 de las señales estudiadas.

La limitación de representar en un plano cartesiano es, lógicamente, que solamente se pueden contemplar dos variables. Se podría representar cualquier otro par de componentes principales (por ejemplo PC1-PC3, PC2-PC3...) pero las más representativas desde el punto de vista estadístico son PC1 y PC2, ya que son el par que contiene la mayor varianza.

Sin embargo, si se desea representar el espacio completo de PC's se puede recurrir a un gráfico en el que el eje de abscisas sea discreto y represente el número de PC. En el eje de ordenadas, se encuentran las puntuaciones (vectores \bar{s}) correspondientes a la proyección de cada espectro sobre el espacio de PC's.

En la figura 4.2 se observan todas las puntuaciones de las señales de referencia en el espacio de PC.

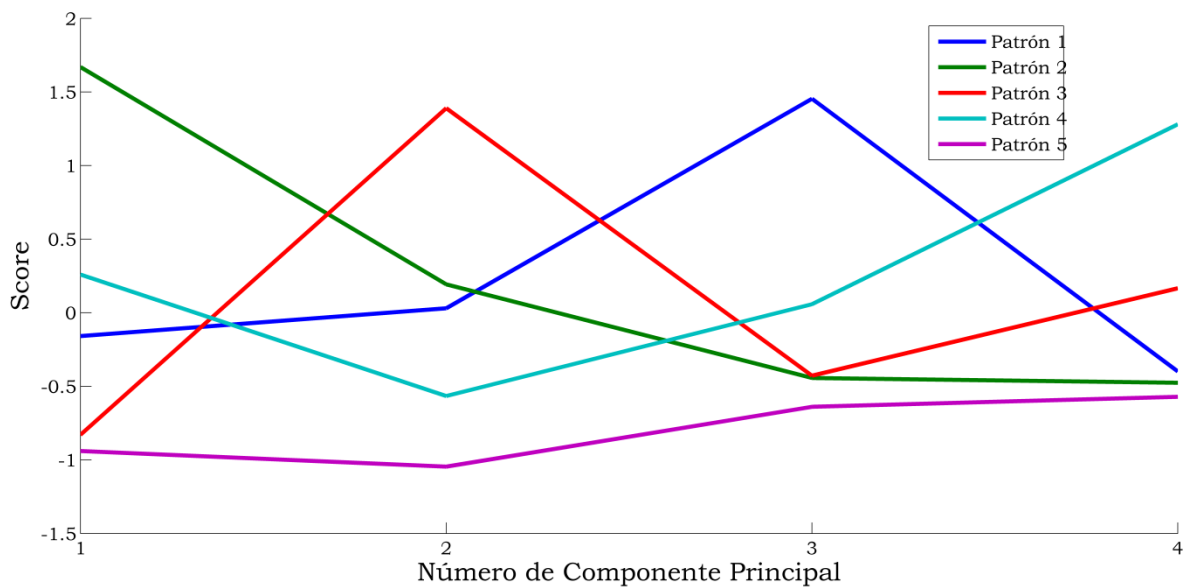


Figura 4.2. Puntuaciones en las cuatro PC's de los cinco espectros de referencia.

Criterio de identificación

Una vez creado el espacio de PC's a partir de una base de datos con espectros de referencia, se hace uso de la matriz de transformación, \bar{C} , para proyectar futuros espectros incógnita sobre el espacio de PC's.

El procedimiento, a la hora de identificar y clasificar un material desconocido del cual hemos obtenido su espectro sonoro, $x_u(f)$, es el siguiente.

Hipótesis inicial.

El material desconocido debe pertenecer a una clase de la cual se haya caracterizado previamente su espectro. Dicho de otro modo, es necesario que el espectro de referencia se encuentre entre los espectros que generaron la matriz de transformación del espacio de PC's.

Comparativa espectral reducida.

El espectro del material desconocido se proyecta sobre el espacio reducido de PC's de la siguiente manera:

$$\overline{s_U} = \left(\frac{\overline{x_U} - \overline{m}}{\sigma} \right) \cdot \overline{C} \quad (14)$$

siendo \overline{m} y σ el vector media y desviación típica de los espectros de la base de datos de referencia.

Se calcula la distancia Euclídea entre $\overline{s_U}$ y cada uno de los $\overline{s_i}$ correspondientes a los espectros patrones. La definición de distancia Euclídea empleada es:

$$d_{Ui} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^K (s_{Uj} - s_{ij})^2}{K}} \quad (15)$$

donde s_{ij} es el score en la componente principal j-ésima del patrón de referencia i-ésimo. Entonces, se busca el valor mínimo de todas las distancias Euclídeas obtenidas.

Finalmente, el material analizado pertenecerá a la misma clase que el material de referencia respecto al cual tenga distancia Euclídea mínima.

Validación de la herramienta

Con el fin de evaluar la viabilidad de esta herramienta de reducción de dimensionalidad, se han obtenido dos realizaciones con el sistema de monitorización sobre cada material de referencia. Por un lado, una medida ha servido para generar los espectros de referencia y para crear el espacio de PC's. Por otro lado, la segunda medida se ha usado para validar la metodología.

Los espectros obtenidos en la segunda realización se han considerado como espectros incógnitos. En la figura 4.3 se pueden ver los resultados representados en el plano PC1-PC2.

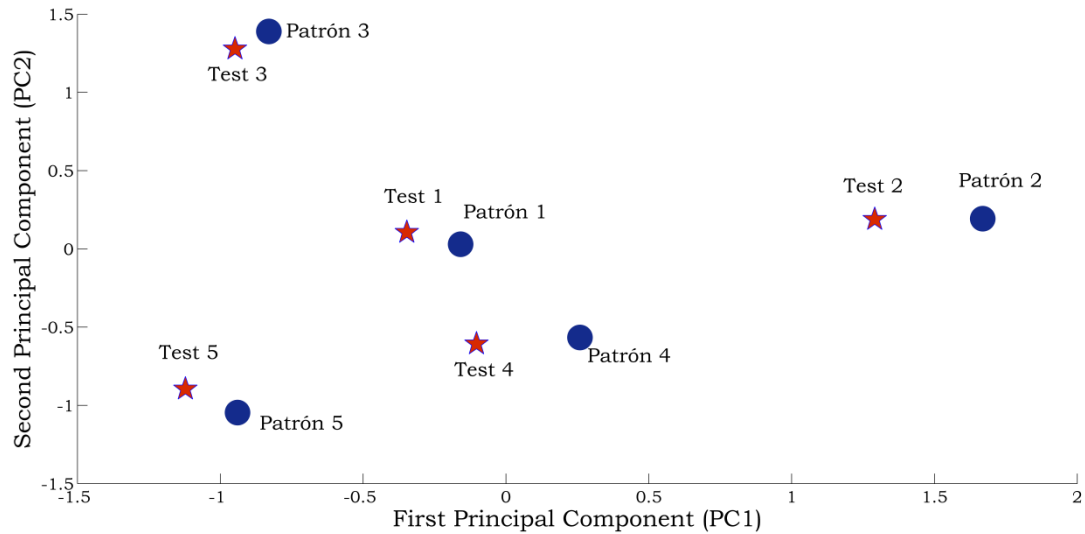


Figura 4.3. Representación en el plano PC1-PC2 de las señales de referencia (círculos) y de las señales de test (estrellas).

Se observa que las señales de test se proyectan muy cerca de las señales de referencia. Hay que tener en cuenta que la primera componente principal representa el 33.9% de la variabilidad del total y la segunda componente el 25.8%. Por lo tanto, en el plano PC1-PC2 está representado el 59.7% de la variabilidad total.

Por este motivo, para representar el 100%, hay que recurrir a la figura 4.4.

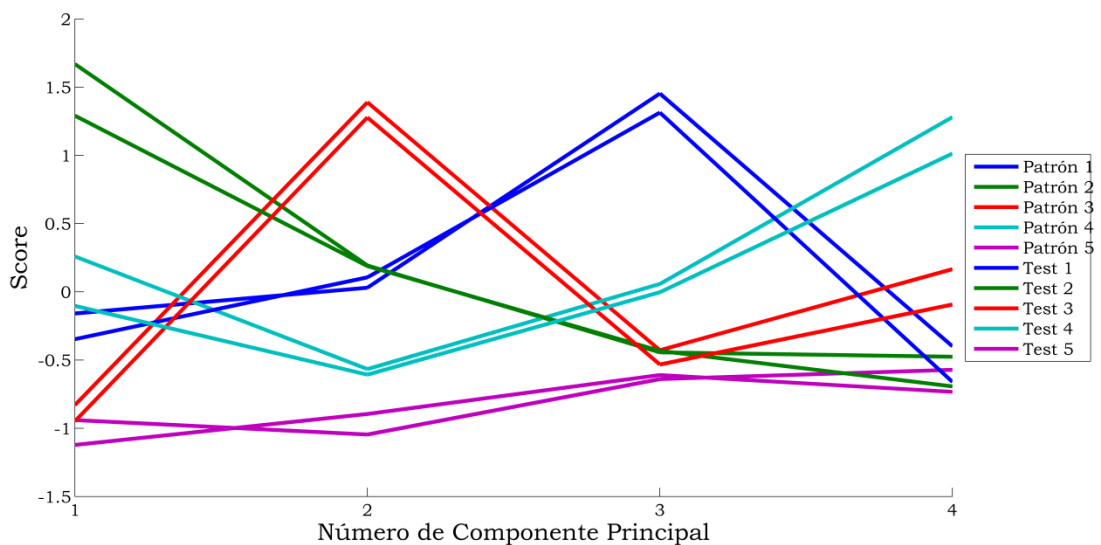


Figura 4.4. Puntuaciones en las cuatro PC's de los espectros de referencia y de los espectros de test.

Las curvas pertenecientes a las señales de test son prácticamente paralelas a las curvas de las señales de referencia. Esto quiere decir que, a priori, es posible identificar todas las señales de test y asociarlas a la clase correspondiente.

La forma de comprobar matemáticamente que la clasificación de las señales de test es correcta, es por medio de la distancia Euclídea. En la tabla 4.1 están las distancias entre todas las posibles combinaciones de vectores \bar{s}_U (test) y \bar{s}_I (referencias).

Distancia Euclídea

	<i>Test 1</i>	<i>Test 2</i>	<i>Test 3</i>	<i>Test 4</i>	<i>Test 5</i>
<i>Patrón 1</i>	0,03	1,80	1,40	1,54	1,38
<i>Patrón 2</i>	1,44	0,05	1,67	1,44	1,64
<i>Patrón 3</i>	1,55	2,05	0,03	1,77	1,41
<i>Patrón 4</i>	1,13	1,55	1,35	0,05	0,95
<i>Patrón 5</i>	1,54	2,27	1,54	1,63	0,02
Margen (dB)	15,7	14,9	16,5	14,6	16,6

Tabla 4.1. Distancias Euclídeas entre patrones de referencia y señales de test en el espacio de PC's.

En la tabla 4.1 se comprueba que la mínima distancia Euclídea, para todos los casos, se encuentra en la diagonal. Esto quiere decir que la clasificación e identificación es correcta en todos los casos. Destacar también que existe un amplio margen entre el valor mínimo de distancia y el segundo valor de distancia. Por ejemplo, en el caso de la señal de Test 1: el valor de distancia respecto al Patrón 1 es 0,03 y la distancia respecto al patrón 4 es 1,13. Esto quiere decir que hay un margen $\frac{1,13}{0,03} = 37,6 = 15,7 \text{ dB}$ en el umbral de decisión.

4. 2. Factorización de matrices no negativas (NNMF)

Otra forma de tratar la información en el dominio frecuencial es por medio de la Factorización de Matrices No-Negativas (NNMF). Con esta herramienta matemática se pueden detectar ciertos patrones o características de la señal a lo largo de una señal^[8].

Descripción matemática

Una matriz no negativa, \bar{S} , es una matriz real cuyos elementos, s_{ij} , son todos mayores o iguales que 0. Entonces, la matriz \bar{S} puede ser descompuesta como el producto de dos matrices no negativas, \bar{W} y \bar{H} como

$$\bar{S} \approx \bar{W} \cdot \bar{H} \quad (16)$$

Donde \bar{S} es una matriz no negativa de dimensiones $N \times M$, \bar{W} y \bar{H} son también dos matrices no negativas de dimensiones $N \times K$ y $K \times M$ respectivamente. Las columnas de \bar{W} se conocen como ‘bases’ y tienen norma unidad, y las filas de \bar{H} son las ‘activaciones’.

\bar{W} y \bar{H} se calculan por medio de un algoritmo iterativo que minimiza una función de coste. Existen numerosas funciones de coste habituales, pero una de ellas (la empleada en este proyecto) es la divergencia de Kullback-Leibler. La formulación de la función de coste es

$$\min_{W,H} D(\bar{S} - \bar{W} \cdot \bar{H}) \quad (17)$$

$$D(\bar{S} - \bar{W} \cdot \bar{H}) = \left\| \bar{S} \otimes \log \frac{\bar{S}}{\bar{W} \cdot \bar{H}} - \bar{S} + \bar{W} \cdot \bar{H} \right\| \quad (18)$$

$$w_i^T \cdot w_i = 1 \quad (19)$$

Cuando el NNMF se aplica al espectrograma de una señal, características ocultas del espectrograma son representadas en un conjunto de K bases. El espectrograma puede ser descompuesto como una combinación lineal de las bases.

Espectrograma

Dada una señal acústica de duración T , $x(t)$, ésta puede ser segmentada en N tramos, $x_i(t)$, de duración T/M . Si la señal $x(t)$ es localmente estacionaria en cada uno de los M tramos, se puede calcular la densidad espectral en cada uno de ellos por medio del espectrograma.

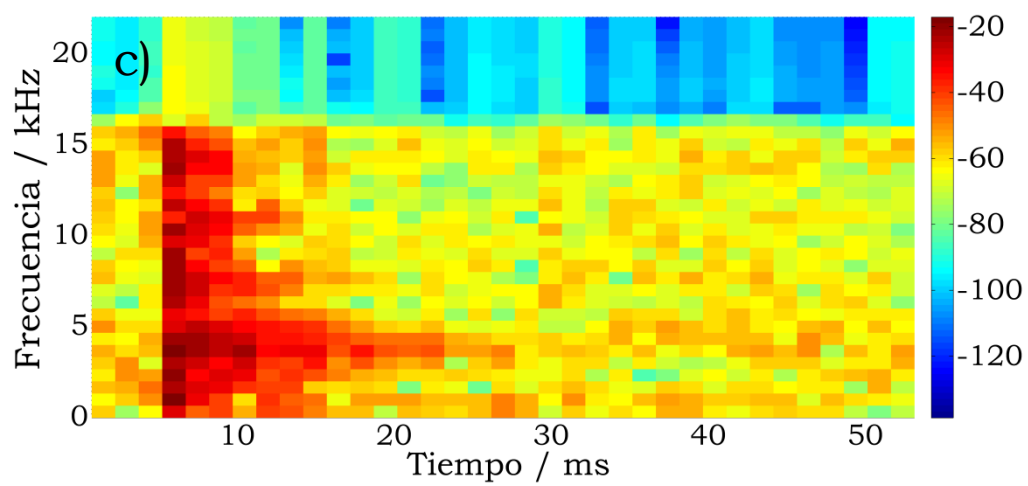
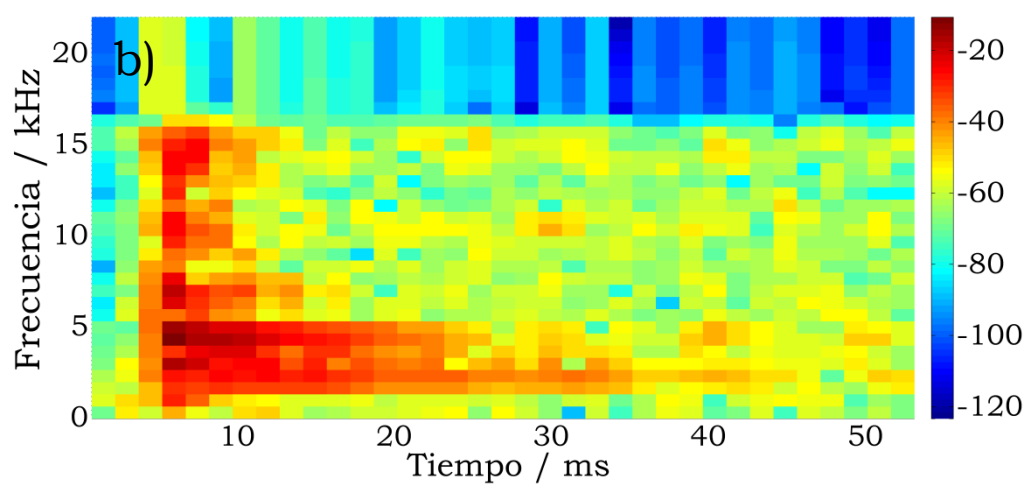
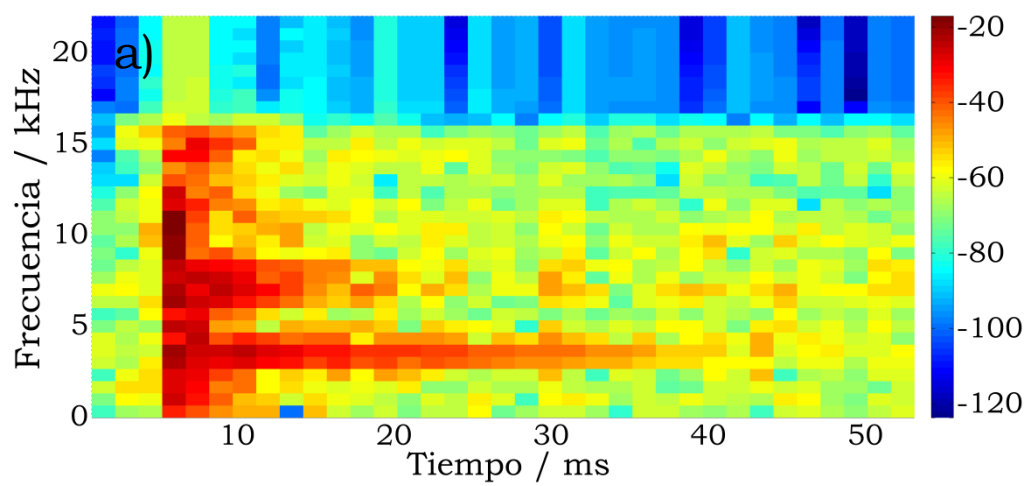
El espectrograma es, por tanto, la concatenación de cada una de las densidades espectrales obtenidas en cada tramo. La estimación de las densidades espectrales se realiza por medio del periodograma, $P_i(f)$.

$$P_i(f) = \frac{M}{T} \left| \int x_i(t) e^{-j2\pi ft} dt \right|^2 \quad (20)$$

Como el espectrograma es una función tridimensional cuyas variables independientes son el segmento de interés y la frecuencia, se representará mediante un gráfico en el que el eje de abscisas indica el segmento (ó instante temporal de la señal) y el eje de ordenadas indica frecuencia. La intensidad del espectrograma a una frecuencia concreta en un instante determinado se representará mediante una escala de colores cuyas unidades son dB/Hz .

En el estudio de señales acústicas, es común emplear un tiempo de coherencia, T/M , del orden de 1 a 5 ms. En este proyecto se ha empleado un valor de 1.5 ms. Remarcar que la resolución espectral del periodograma, y por lo tanto del espectrograma, está determinada por el inverso del tiempo de coherencia. Por lo tanto, la resolución espectral de los espectrogramas que se presentan es de $1/1.5ms = 666 Hz$.

En la figura 4.5 se muestran los espectrogramas correspondientes a las 5 señales investigadas en los capítulos anteriores.



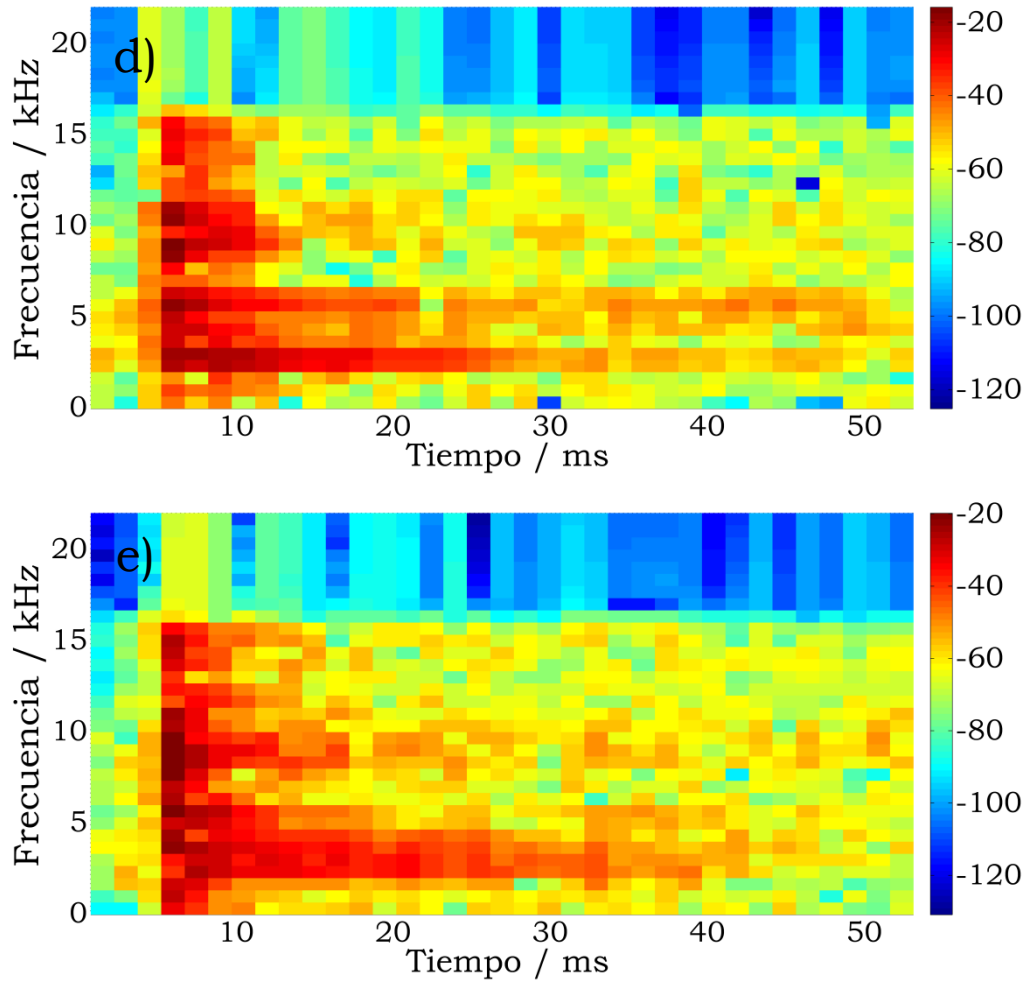


Figura 4.5. Espectrograma de las cinco señales investigadas. Intensidad en dB/Hz .

En los cinco espectrogramas de la figura 4.5 se observa la presencia de gran cantidad de energía localizada en frecuencias entre 1-2 kHz y 15 kHz. Esta información concuerda con la obtenida en el estudio del comportamiento espectral de la señal promediada expuesto en el capítulo 3.4. Sin embargo, a partir de los espectrogramas se concluye que la mayor parte de la energía de la señal acústica de cada rebote se encuentra confinada en los primeros 30 ms de señal, momento a partir del cual la intensidad de las diferentes componentes frecuenciales comienza a decrecer.

Aplicación del NMF al espectrograma de la señal acústica

Hasta este punto se ha presentado de forma general en qué consiste, a nivel matemático, la factorización de matrices no negativas. Por otro lado, se ha expuesto también otra forma de representar la información espectral de las señales acústicas por medio del espectrograma. Es este apartado el que sirve de hilo conductor para unir ambos conceptos y aplicar el concepto de NMF a las señales de interés del presente proyecto final de carrera.

Primero de todo, se debe crear la matriz S de una forma adecuada. Los datos de entrada son los diferentes periodogramas que componen el espectrograma, es decir, los periodogramas en los sucesivos instantes de tiempo (en total M periodogramas sucesivos). El espectrograma, al ser una estimación de la densidad espectral, tiene la propiedad de que todos los valores son positivos.

Estos periodogramas se ubicarán en las columnas de la matriz S , de forma que la columna i -ésima tendrá las siguientes entradas:

$$\bar{s}_i = (P_i(f_0), P_i(f_1) \dots, P_i(f_N))^T \quad (21)$$

$$\bar{S} = (\bar{s}_1 \dots \bar{s}_M) \quad (22)$$

Una vez creada la matriz S que contiene toda la información del espectrograma, se realiza la descomposición NMF. Existe un parámetro de diseño que es el número de bases de la matriz de bases, W . En este trabajo, se han realizado sucesivas pruebas variando este parámetro y se ha llegado a la conclusión de que se realiza una correcta aproximación a partir de 10 bases por señal de referencia. Un diagrama del funcionamiento se expone en la figura 4.6.

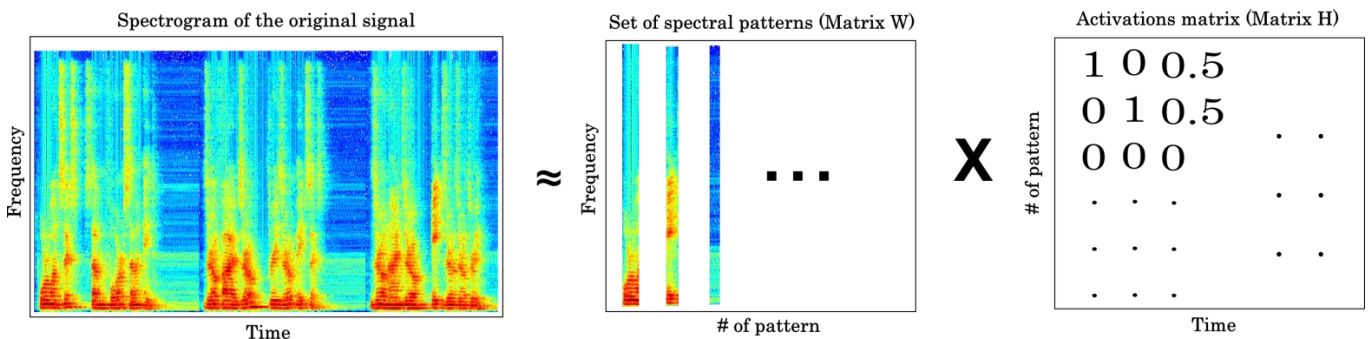


Figura 4.6. Ejemplo de funcionamiento de la descomposición NMF. Destacar que la matriz de activaciones puede presentar otros valores.

La idea subyacente en la figura 4.6 consiste en que a partir del espectrograma original, se obtiene un conjunto de bases generadoras (las columnas de la matriz W) con las cuales, realizando una combinación lineal de ellas, se puede reconstruir la señal original. Los coeficientes de la combinación lineal están determinados en la matriz de activaciones.

Si este proceso se realiza para todas las señales de audio que componen la base de datos de patrones de referencia, obtendremos un conjunto de bases (en este caso 10 por señal de referencia) que contendrán las principales características espectrales de todos los patrones.

A partir de todas estas bases, se crea una matriz de bases ampliada como resultado de concatenar todas las bases de todas las referencias. Este proceso se conoce como entrenamiento del sistema y requiere, lógicamente (igual que en el caso del análisis PCA), de la obtención de señales de referencia. En la figura 4.7 se ilustra esta idea.

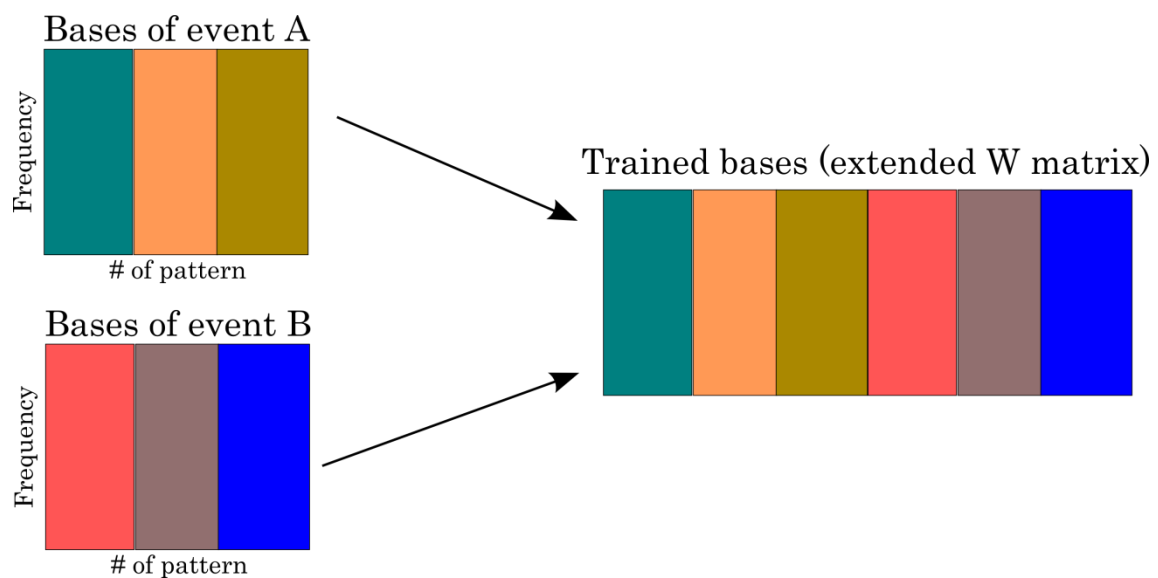


Figura 4.7. Creación de la matriz de bases ampliada a partir del proceso de entrenamiento. Se muestra el caso en el que solamente hay dos posibles señales de referencia con tres bases cada una.

Una vez creada la matriz de bases ampliada comienza el proceso de clasificación y catalogación de una señal desconocida obtenida al realizar un experimento sobre un material desconocido.

Con esta señal incógnita, de la cual deseamos conocer a qué patrón de referencia se asemeja, se calculará su espectrograma. A continuación, y a diferencia de en el proceso de entrenamiento, se realizará una descomposición NNMF del espectrograma desconocido pero con la condición de utilizar como matriz de bases la matriz de bases extendida (ver figura 4.8). Adicionalmente, se impone una nueva condición en la función de coste que consiste en mantener fija la matriz W extendida. De esta forma, solamente se computarán los valores de la matriz de activaciones.

Una vez obtenida la matriz de activaciones, H , se observa qué filas de la matriz presenta mayores valores. Es decir, qué bases se activan a lo largo de la señal incógnita. Con esta información se puede calcular con qué señal de referencia presenta mayor similitud la señal desconocida.

De esta forma, se identifica el material desconocido.

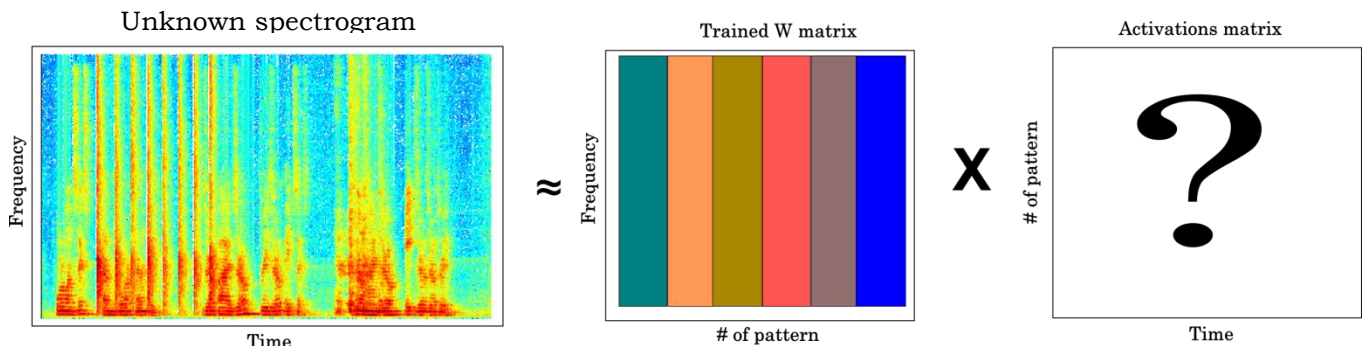
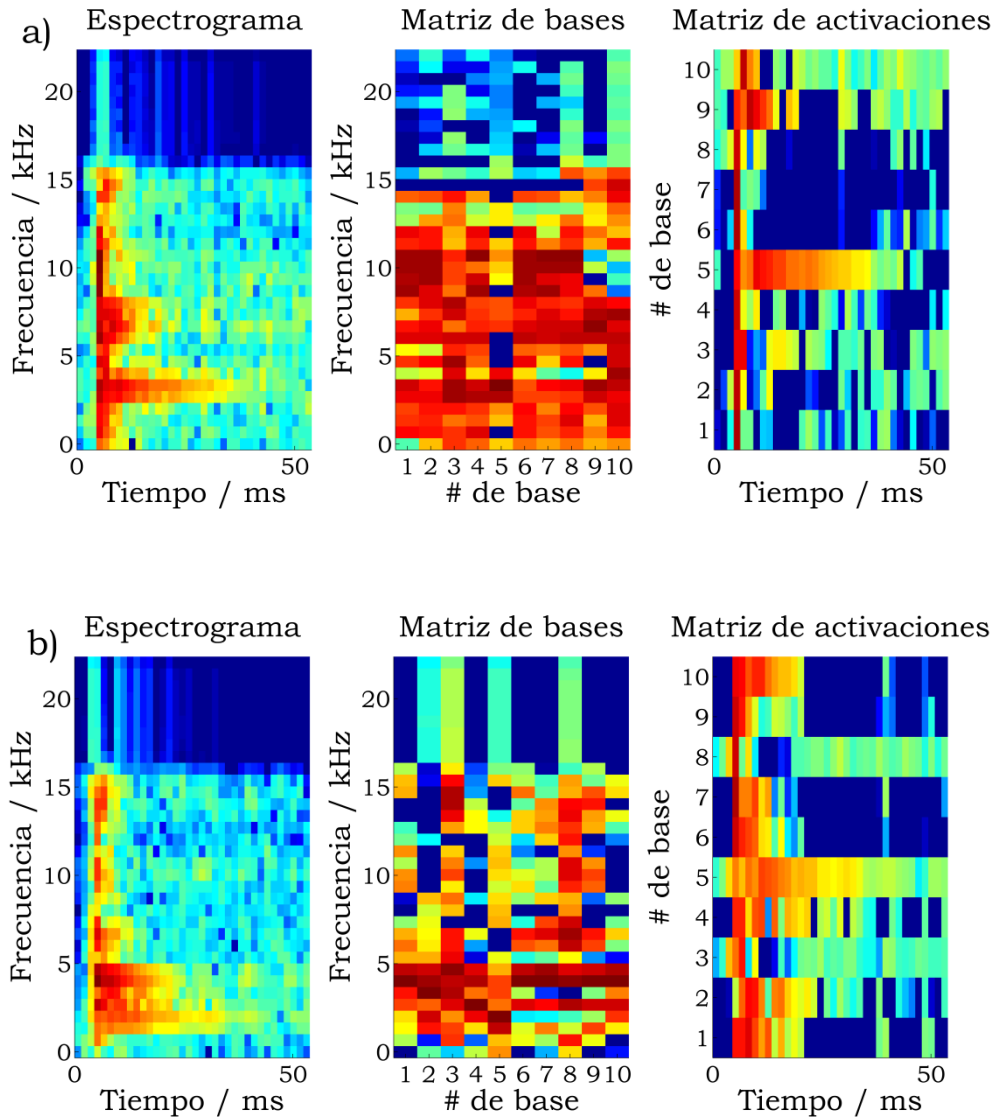


Figura 4.8. Obtención de la matriz de activaciones a partir del espectrograma de una señal desconocida y de la matriz de bases ampliada (entrenada).

Resultados experimentales

En la figura 4.9 se muestra la descomposición NNMF de los cinco espectrogramas investigados. Se han empleado 10 bases en la matriz W para cada señal acústica de referencia.



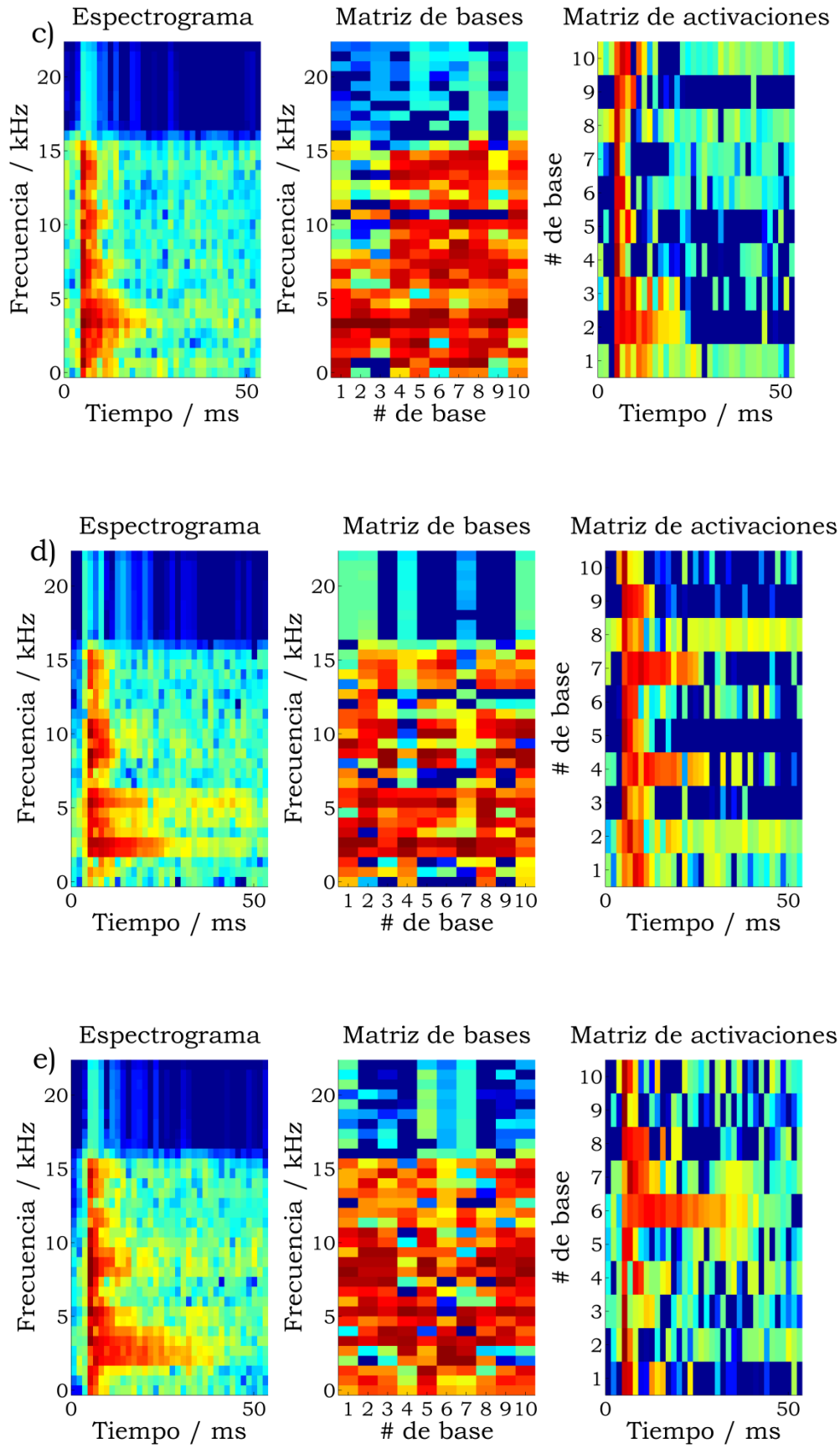


Figura 4.9. Descomposición NMF de los cinco espectrogramas investigados.

Una vez entrenado el sistema, es decir, a partir de las matrices de bases, se procede a crear la matriz de bases ampliada. Matemáticamente la matriz de bases ampliada se forma de la siguiente manera

$$\overline{W}_{amp} = (\overline{W}_1 \quad \dots \quad \overline{W}_P) \quad (23)$$

Siendo P el número de patrones de referencia, en nuestro caso 5.

En la figura 4.10 se presenta la matriz de bases ampliada.

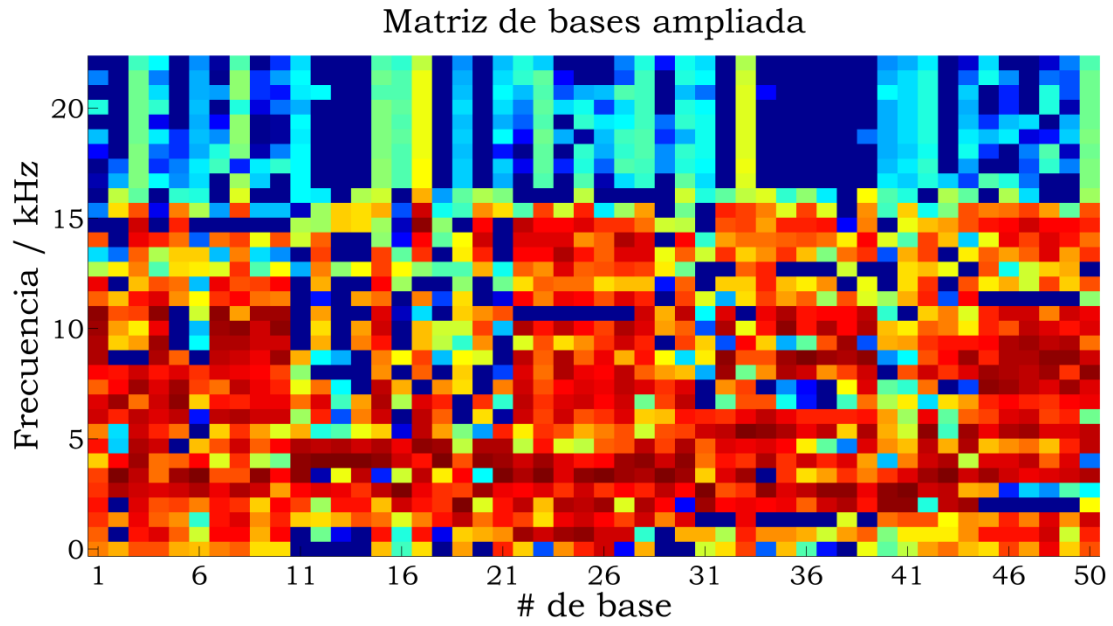


Figura 4.10. Matriz de bases ampliada. 10 bases por señal de referencia, 5 señales de referencia.

Identificación de un patrón de referencia a partir de un espectrograma de test

En este apartado se procede a clasificar un espectrograma desconocido por medio de su descomposición NNMF. Una vez fijada la matriz de bases extendida y a partir del espectrograma incógnito, se calcula la matriz de activaciones extendida. Recordar que en este paso la matriz de bases ampliada permanece fija, de forma que únicamente se computan los valores de la nueva matriz de activaciones.

De esta forma, se obtiene que el espectrograma desconocido es una combinación lineal de las bases entrenadas en el apartado anterior. Ahora, se calcula la energía de las activaciones correspondientes a cada uno del conjunto de bases entrenadas. Matricialmente, este cálculo se realiza como:

$$E_i = \bar{\mathbf{1}}^T \overline{\overline{H}}_i \bar{\mathbf{1}} = \sum_{k \in i} \sum_{t=1}^T H_{kt} \quad (24)$$

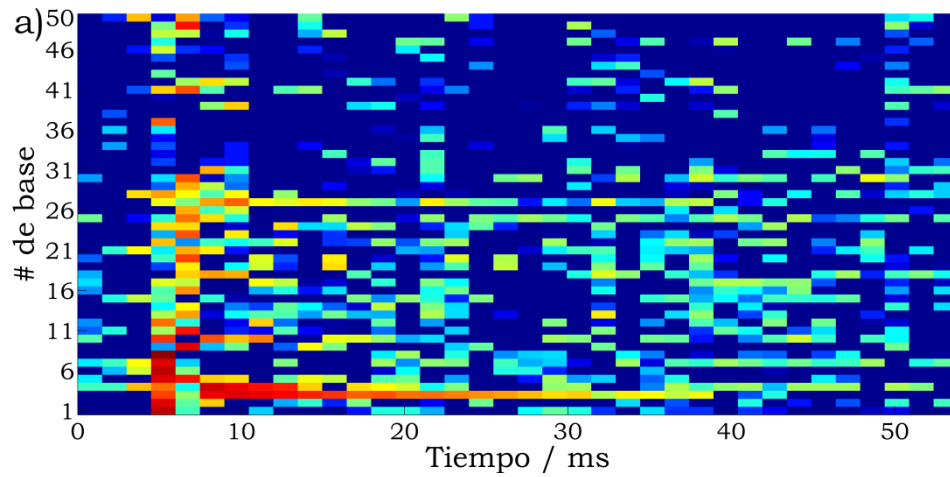
Donde $\overline{\overline{H}}_i$ corresponde a las sub-matriz de activaciones asociadas al conjunto de bases del patrón i -ésimo y el vector $\bar{\mathbf{1}}$ es un vector formado por unos (1) en todas sus entradas. El subíndice k hace referencia a una de las i bases del patrón y el subíndice t hace referencia a los sucesivos instantes de tiempo donde se computa el espectrograma. Para una interpretación más sencilla, la matriz H se puede reescribir como

$$\overline{\overline{H}}_{amp} = \begin{pmatrix} \overline{\overline{H}}_1 \\ \vdots \\ \overline{\overline{H}}_p \end{pmatrix} \quad (25)$$

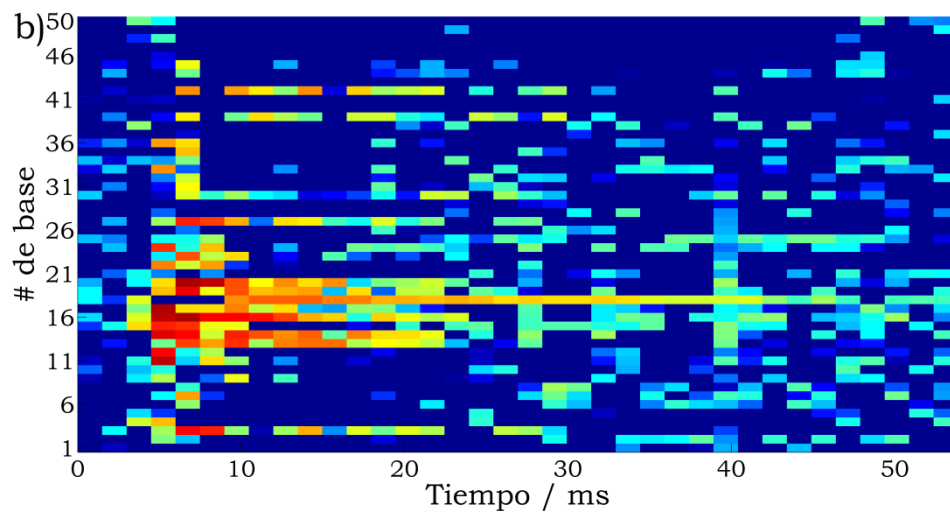
A partir de todas las energías de activaciones, se busca el máximo y se aplica como criterio de clasificación que el espectrograma desconocido es de la misma clase que espectrograma del patrón de referencia con mayor energía de activaciones.

A continuación se valida la metodología con señales de test, una para cada clase de material analizado (en total 5 señales de test). Con el fin de comparar el NNMF con el PCA, se han empleado las mismas señales de audio que en el apartado de validación del PCA. En la figura 4.11 se muestran las matrices de activaciones ampliadas para las cinco señales de test.

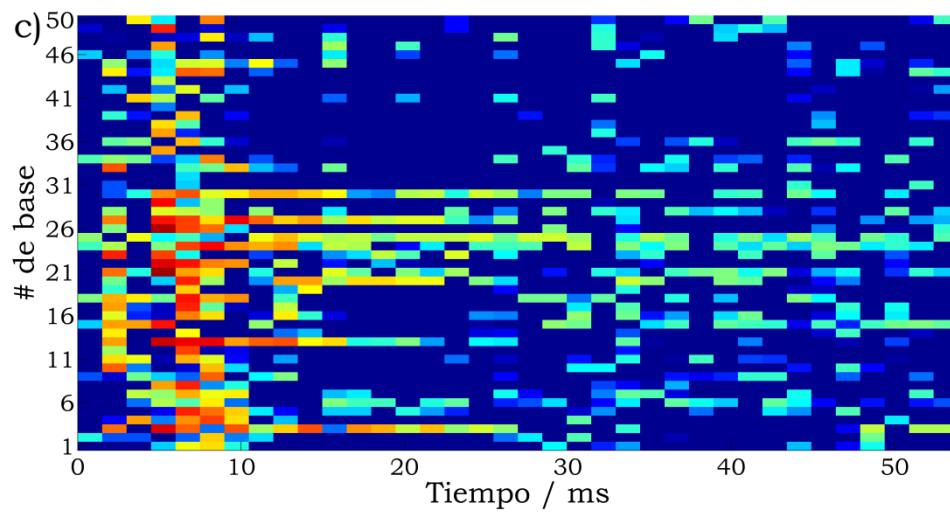
Matriz de activaciones



Matriz de activaciones



Matriz de activaciones



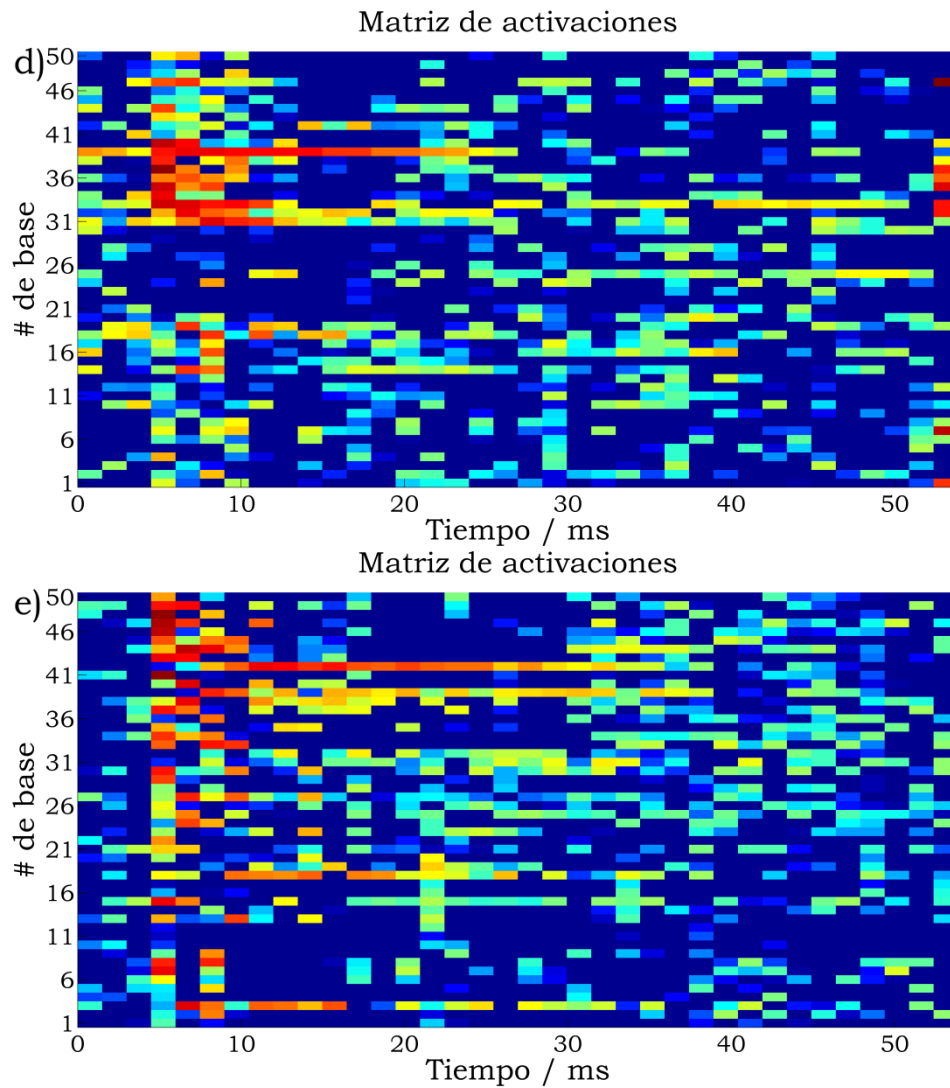


Figura 4.11. Matrices de activaciones extendidas para las cinco señales de test.

En la figura 4.11 se observa que, para cada señal de test, las activaciones que predominan son las correspondientes a las bases obtenidas en el entrenamiento para cada clase. Es decir, para la señal de test 1 (obtenida en un experimento sobre el material 1), se activan las bases entrenadas del subgrupo 1 (de la número 1 a la 10). Para la señal de test 2, se activan las bases entrenadas del subgrupo 2 (de la 11 a la 20), y así sucesivamente para las cinco señales de test.

La forma de cuantificar estas activaciones es mediante el cálculo de la energía de activación de cada subgrupo de bases. En la tabla 4.2 se muestra este cálculo para todas las señales de test y los cinco subgrupos de bases.

Energía de las activaciones

	<i>Test 1</i>	<i>Test 2</i>	<i>Test 3</i>	<i>Test 4</i>	<i>Test 5</i>
<i>Bases 1</i>	3,05	0,16	0,42	0,35	0,43
<i>Bases 2</i>	0,14	3,17	0,82	0,20	0,23
<i>Bases 3</i>	0,12	0,15	1,61	0,01	0,23
<i>Bases 4</i>	0,02	0,02	0,05	3,62	0,67
<i>Bases 5</i>	0,11	0,02	0,10	1,01	3,21
Margen (dB)	13,5	13,0	2,9	5,5	6,8

Tabla 4.2. Energías de las activaciones en cada test para cada subgrupo de bases entrenadas.

Efectivamente, de acuerdo con lo observado en la figura 4.11, las bases con mayor energía de activación, para cada caso, son las correspondientes al material de referencia que procede.

De nuevo, el margen de decisión que se define para este clasificador es la relación entre la mayor energía de activación y la segunda mayor energía de activación para cada señal de test. Destacar que este margen, en los casos experimentales estudiados, es menor para el sistema basado en NNMF que en el caso del clasificador PCA. En concreto, en el caso del NNMF se obtiene un margen mínimo de 2.9 dB para el tercer patrón de referencia mientras que en el clasificador PCA se obtenían 16.5 dB.

5. Conclusiones y líneas futuras

Las principales conclusiones extraídas durante la realización de este proyecto final de carrera han sido las que se exponen a continuación:

- El sistema de evaluación de materiales de obra civil investigado, basado en el estudio de ondas electro-acústicas, ha resultado ser una buena herramienta cuando se aplica a la catalogación de materiales.
- El modelo de señal propuesto ha sido validado en casos experimentales. Las principales características de las señales presentadas son:
 - Existe una alta correlación entre las diferentes señales acústicas generadas por un determinado material.
 - Gracias a esta elevada correlación, se puede incrementar considerablemente la relación señal a ruido de la señal mediante el un adecuado promediado de las diferentes señales obtenidas en un mismo experimento.
 - El estudio en el dominio temporal de las señales resulta una tarea complicada, por este motivo se ha realizado un estudio en el dominio frecuencial. La herramienta de análisis básica ha sido la densidad espectral.
- Se ha comprobado que las señales acústicas obtenidas por el sistema de medida presentan gran cantidad de energía en un rango espectral diferente al de la voz humana (concretamente a alta frecuencia). Esta característica ha permitido elaborar un sistema de aislamiento de la señal útil y eliminación casi total del ruido de fondo. El algoritmo presentado realiza automáticamente la separación, por un lado de la señal útil y por otro de la señal de voz procedente del analista.

- Debido a la gran diversidad de materiales de obra civil existentes, se ha considerado necesario estudiar el comportamiento de herramientas de clasificación de patrones. Se han aplicado dos herramientas de análisis multivariante: Análisis de Componentes Principales (PCA) y Factorización de Matrices No Negativas (NNMF). Ambas herramientas han resultado ser efectivas en la identificación de patrones a partir de un conjunto de señales de referencia.

Líneas futuras

- Es necesario crear una base de datos completa que contenga todas las señales de referencia. Esto es, en el campo de la evaluación de obra civil: señales procedentes de diferentes materiales y también de materiales con diferentes estados de conservación en cuanto a los parámetros de calidad habituales en ingeniería civil.
- Elaborar un único sistema de clasificación que contemple, al mismo tiempo, las dos herramientas de análisis espectral estudiadas en este proyecto (PCA y NNMF) de forma que se minimice la probabilidad de clasificación errónea de un patrón.
- Estudiar otras herramientas de *Machine Learning* que se puedan aplicar tanto a la extracción de la información útil como a la clasificación de patrones de referencia.

6. Referencias

- [1] D. Havelock, S. Kuwano, M. Vorlander, *Handbook of Signal Processing in Acoustics*, Springer, 2008.

- [2] P. Lieberman, S. Blumstein, *Speech physiology, speech perception and acoustic phonetics*, Cambridge University Press, 1998.

- [3] S. M. Ross, *Introduction to Probability and Statistics for Engineers and Scientists*, Elsevier, 2004.

- [4] L. Debnath, *Wavelet transforms and Time-Frequency Signal Analysis*, Springer, 2001.

- [5] K. R. Beebe, R. J. Pell, M. B. Seasholtz, *Chemometrics: a practical guide*, Wiley, 1998.

- [6] R. G. Brereton, *Applied chemometrics for scientists*, Wiley, 2007.

- [7] I. T. Jolliffe, *Principal Component Analysis*, Springer, 2002.

- [8] A. Chichozcki, R. Zdunek, *Nonnegative Matrix and Tensor Factorizations: Applications to exploratory Multi-way Data Analysis and Blind Source Separation*, Wiley, 2009.